



UNIVERSITA` DEGLI STUDI DI PADOVA

Facoltà di Scienze Statistiche

Corso di laurea specialistica in
Scienze Statistiche, Economiche, Finanziarie e Aziendali

TESI DI LAUREA

**‘Price Puzzle’ e Canale di Costo: un test strutturale per
l’area Euro.**

RELATORE: Prof. Efrem Castelnuovo

LAUREANDO: Alessandro Zanetti

MATRICOLA: N 601709-SEA

Anno Accademico 2010/2011

Indice

Introduzione.....	5
--------------------------	----------

Capitolo Primo

1.1 La politica monetaria: un brevissimo ripasso.....	7
1.2 Stima Bayesiana dei modelli DSGE.....	8

Capitolo secondo

2.1 Il modello.....	13
2.2 I dati.....	15
2.3 Analisi empirica del modello.....	18
2.4 Densità a priori.....	19
2.5 Monitoraggio della convergenza delle serie.....	21
2.6 Stima della densità a posteriori.....	24
2.7 Funzioni di risposta ad impulso (IRFs).....	29
2.8 Decomposizione della varianza dell'errore di previsione (FEVD).....	30

Capitolo terzo

3.1 Variazione distribuzione a priori di ψ	35
---	----

Capitolo quarto

4.1 Un nuovo modello.....	43
4.2 Stima di modelli vincolati.....	52

Conclusioni.....	57
-------------------------	-----------

Appendice

Codice Dynare.....	59
--------------------	----

Convergenza dei singoli parametri.....	63
Bibliografia.....	73

Introduzione

La letteratura macroeconomica mette tipicamente in evidenza come un aumento dei tassi di interesse si ripercuote riducendo la domanda aggregata e, di conseguenza, il livello dei prezzi.

Alcune indagini empiriche su serie storiche, effettuate con i modelli VAR, mostrano però evidenze in netto contrasto con le conoscenze convenzionali sottolineando una correlazione positiva tra i tassi di interesse e l'inflazione; questo fenomeno è stato definito da Eichenbaum (1992) 'price puzzle'.

Una possibile spiegazione al 'price puzzle' può essere la non corretta specificazione del modello VAR utilizzato per cogliere e identificare i cambiamenti della politica monetaria e le reazioni dei vari aggregati agli shock, tramite l'omissione di una variabile che cattura la persistenza dell'inflazione attesa, vedi Castelnuovo e Surico (2010), Castelnuovo (2011) e la letteratura lì citata.

Un'altra possibile interpretazione di questa relazione positiva tra tassi di interesse e inflazione può essere offerta dai modelli che incorporano il 'canale di costo'; l'idea di base è che le imprese prendendo a prestito denaro da istituti finanziari fanno entrare il tasso di interesse, che verrà poi pagato sui finanziamenti, nella fissazione dei prezzi come costi marginali delle imprese stesse dando anche così una spiegazione plausibile della presenza dei tassi di interesse nella curva di Phillips Neo-Keynesiana, vedi Ravenna e Walsh (2006). In questi modelli uno shock di politica monetaria restrittiva, che provoca un aumento dei tassi di interesse, fa crescere i costi marginali delle imprese che nel brevissimo periodo si traduce in un aumento dei prezzi dei prodotti o servizi offerti; chiaramente se l'impatto inflazionistico indotto da una manovra di politica monetaria attraverso il 'canale di costo' è più forte del canale della domanda allora un aumento dell'inflazione a fronte di un inasprimento della politica monetaria può benissimo realizzarsi.

Lo scopo di questo lavoro è capire se effettivamente l'introduzione del 'canale di costo' in un modello DSGE, cioè un modello stocastico di equilibrio economico

generale, può replicare una relazione positiva tra l'inflazione e i tassi di interesse, condizionato ad uno shock di politica monetaria.

La novità di questa analisi è che è relativa a dati europei e un'indagine di questo tipo risulta essere innovativa perché esistono molti lavori di questo tipo su dati americani, per esempio Rabanal (2007) e Castelnuovo (2011), mentre scarseggiano i lavori in questo senso sui dati europei.

Un'altra importante novità è quella di non considerare più un target di inflazione costante ma permettergli di variare nel tempo perché si pensa che sia un processo in grado di raccogliere le informazioni a bassa frequenza del tasso di inflazione, in accordo con alcuni studi recenti come Cogley, Primiceri e Sargent (2010) e Castelnuovo (2010).

Capitolo Primo

1.1 La politica monetaria: un brevissimo ripasso

La moneta è uno stock di beni che possono essere immediatamente impiegati per effettuare transizioni; principalmente la moneta svolge le tre seguenti funzioni:

- È una riserva di valore, in quanto rappresenta un mezzo per trasferire potere d'acquisto dal presente al futuro.
- È una unità di conto perché funge da termine in cui si esprimono i prezzi
- È un mezzo di scambio dato che viene utilizzata per acquistare beni e servizi

La quantità di moneta disponibile è detta offerta di moneta e viene controllata dallo Stato; solitamente in molti paesi la politica monetaria è delegata a una istituzione parzialmente indipendente chiamata banca centrale. La banca centrale degli Stati Uniti è la Federal Reserve (Fed), mentre la politica monetaria in Europa è gestita dalla Banca centrale europea (BCE o ECB). La politica monetaria non è altro che l'insieme degli strumenti, degli obiettivi e degli interventi usati dalla banca centrale per cambiare e dirigere il credito, la finanza e la moneta allo scopo di raggiungere obiettivi di politica economica prefissati.

Solitamente la quantità di moneta è la misura di politica monetaria maggiormente impiegata ma dato che non riesce a riflettere le azioni della banca centrale si preferisce utilizzare altre misure; in particolare si decide di utilizzare i movimenti del tasso di interesse che, riflettendo sia la risposta della banca centrale all'evoluzione del ciclo economico che le azioni della stessa banca centrale, possono essere considerati un miglior indicatore per gli shock di politica monetaria rispetto alla quantità di moneta. La politica monetaria può essere:

- I. Espansiva quando attraverso la riduzione dei tassi di interesse si prova a stimolare gli investimenti privati ed i consumi delle famiglie, spingendo il ciclo economico.
- II. Restrittiva quando con l'aumento dei tassi di interesse si riduce l'offerta di moneta rendendo meno conveniente qualsiasi tipo di investimento e di produzione.

Per quanto riguarda l'inflazione è logico che un aumento improvviso dei prezzi provoca una diminuzione dell'acquisto dei beni (dato che fondamentalmente è diminuito il potere d'acquisto) riducendo il prodotto di equilibrio di breve periodo. Infatti uno degli scopi principali della Banca centrale europea è quello di mantenere sotto controllo l'andamento dei prezzi mantenendo il potere d'acquisto stabile; la BCE esercitando il controllo dell'inflazione nell'area euro prova a contenere, tramite opportune politiche monetarie (fissando i tassi di interesse a breve), il tasso di inflazione a un livello non superiore al 2%.

L'attuazione di una politica monetaria da parte di una banca centrale al fine di diminuire il tasso di inflazione provoca effetti differenti nel breve periodo piuttosto che nel lungo periodo; a breve termine un aumento dei tassi di interesse provoca un output gap recessivo, come conseguenza della riduzione della spesa programmata, mentre l'effetto sull'inflazione risulta essere limitato se non quasi nullo.

Nel lungo periodo gli effetti della politica monetaria restrittiva diventano concreti in quanto l'inflazione comincia a diminuire fino a quando l'economia non torna al punto di equilibrio, dove l'output gap è tornato al potenziale e l'inflazione si è stabilizzata.

La letteratura macroeconomica suggerisce questa relazione negativa tra il tasso di interesse e l'inflazione ma empiricamente si verifica una correlazione positiva tra queste due variabili; questo fenomeno è appunto chiamato 'price puzzle' ed è stato spiegato solo a livello teorico mentre sul piano empirico non si è ancora giunti ad una dimostrazione precisa. Lo scopo di questo lavoro è, in un modello Neo Keynesiano standard per l'area Euro, provare a verificare e a dimostrare che l'aggiunta del 'canale di costo' riesce a spiegare empiricamente, sulla base di dati europei, questa relazione positiva tra il tasso di interesse e l'inflazione.

1.2 Stima Bayesiana dei modelli DSGE

Questa analisi è incentrata sui modelli DSGE, ovvero modelli stocastici di equilibrio economico generale, che svolgono la funzione di tentare di spiegare e di comprendere i fenomeni che coinvolgono gli aggregati economici come il ciclo economico, la crescita o la decrescita economica e gli effetti della politica monetaria e fiscale. I

DSGE sono modelli dinamici in quanto studiano e catturano l'evoluzione nel tempo del sistema economico e sono stocastici perché considerano la presenza di shock casuali all'interno del modello stesso.

La ragione principale per cui i macroeconomisti hanno iniziato ad utilizzare sempre più frequentemente i modelli DSGE a discapito di altri, per esempio i VAR, è perché questi non sono soggetti alla critica di Lucas; l'utilizzo di questo tipo di modelli consente di stabilire un legame diretto tra i parametri strutturali dell'economia e parametri in forma ridotta, cosa che non risulta essere sempre verosimile utilizzando altri modelli macroeconomici. Nei modelli DSGE i parametri calibrati o stimati rappresentano i parametri profondi dell'economia essendo indipendenti dalla condotta della politica monetaria e fiscale superando appunto la critica di Lucas, esposta in un famoso articolo del 1976, per la quale i parametri non sono invarianti ai mutamenti della politica economica.

Come è ormai consueto in letteratura, si è deciso di stimare i modelli DSGE utilizzando la stima Bayesiana, metodologia che parte da una distribuzione a priori dei parametri oggetto di studio che viene poi combinata con la verosimiglianza che si ricava dai dati consentendoci di ottenere la distribuzione a posteriori.

L'utilizzo dell'approccio bayesiano per la stima del modello ha degli indubbi vantaggi:

1. consente di formalizzare l'uso delle distribuzioni a priori provenienti da studi macroeconomici passati;
2. da un punto di vista computazionale l'uso delle distribuzioni a priori rende più stabile l'algoritmo;
3. permette stime consistenti e il confronto tra modelli non correttamente specificati;
4. non ci sono problemi di identificazione.

La scelta delle distribuzioni a priori, che fungono da peso per la verosimiglianza in modo tale da assegnare maggiore importanza ad alcune zone dello spazio parametrico, deve essere effettuata compatibilmente col tipo di parametro mentre nel decidere i valori dei parametri delle priori vengono sfruttati i risultati di studi precedenti; durante la fase di scelta della distribuzioni a priori e dei relativi parametri bisogna evitare che questa non dia un'indicazione troppo forte o troppo blanda sulle distribuzioni a

posteriori del parametro. Un'indicazione troppo forte indica che la priori tende ad essere troppo condizionante e domina l'informazione portata dalle osservazioni in termini di verosimiglianza dando luogo a posteriori che non rispecchiano i dati; il caso opposto di scarsità di informazione delle priori deve essere altrettanto evitato perché si annullerebbe i motivi per cui sono state utilizzate.

Tramite il teorema di Bayes vengono combinate le priori e le verosimiglianze; posto ϑ il vettore dei parametri e chiamato A il nostro modello, $p(\vartheta | A)$ indica la priori mentre rappresenta la verosimiglianza dove Y_t identifica i dati di cui si dispone.

La posteriori $p(\vartheta | Y_t, A)$ si ottiene da:
$$p(\vartheta | Y_t, A) = \frac{p(Y_t | \vartheta, A) * p(\vartheta | A)}{p(Y_t | A)}$$

dove $p(Y_t | A) = \int_{\vartheta \in \Theta} p(\vartheta | Y_t, A) d\vartheta$ è la costante di normalizzazione che non dipende da ϑ che altro non è che la densità marginale del vettore di variabili aleatorie Y_t .

La stima della verosimiglianza viene effettuata mediante il filtro di Kalman che consente un aggiornamento continuo per ogni nuova osservazione che si dispone; l'utilizzo di questo algoritmo ricorsivo può essere effettuato con due metodi differenti:

- il filtraggio che permette di ottenere la stima dello stato al tempo t sulla base dell'informazione disponibile fino al tempo t , $Y_t = \{y_1, \dots, y_t\}$;
- lo smoothing consente di stimare lo stato al tempo t sulla base di $Y_n = \{y_1, \dots, y_n\}$ con $n > t$.

Arrivati a questo punto sorge il problema che la distribuzione a posteriori non è lineare in ϑ e non è nota e per ovviare a questa difficoltà si decide di simularla tramite l'algoritmo di Metropolis-Hastings; questo algoritmo è realizzabile utilizzando un generatore di numeri casuali con distribuzione uniforme in $[0,1]$ e opera in due stadi: per prima cosa si trova la moda a posteriori che rappresenta il punto più probabile della distribuzione. Successivamente per simulare la distribuzione delle posteriori fino alle code per prima cosa sceglie ϑ' , con $\vartheta' = \vartheta + \varepsilon$ dove $\varepsilon \sim N(0, c\Sigma)$ e Σ rappresenta

l'inverso della matrice Hessiana calcolata nella moda della distribuzione a posteriori e c è una costante.

Il punto ϑ' viene sorteggiato a caso, tramite il processo denominato random walk Metropolis-Hastings e si sceglie un numero molto alto di pescate (nel nostro caso 500000) di cui una parte viene poi eliminata (nella nostra analisi la prima metà) in modo tale da convergere alla distribuzione ergodica della posteriori e lasciando la possibilità all'algoritmo di discostarsi dal suo punto di partenza ed esserne di conseguenza indipendente.

Per decidere se accettare o rifiutare il punto scelto a caso ci si deve calcolare il rapporto $r=f(\vartheta'|Y)/f(\vartheta|Y)$ e lo si confronta con un punto k che è realizzazione da una distribuzione uniforme in $[0,1]$ e si è portati ad accettare ϑ' se $r>k$ e di rifiutare altrimenti; si ripete questo processo molte volte fino ad avere a disposizione un numero sufficientemente alto di ϑ' accettati che ci forniscono la distribuzione a posteriori.

La costante c , che moltiplica Σ , risulta essere fondamentale all'interno di questo meccanismo poiché il rapporto r è inversamente proporzionale alla grandezza di c (più grande è c , più piccolo è r); la matrice di varianza e covarianza di ϵ viene corretta in maniera tale da avere un tasso di accettazione dei nuovi punti compreso tra il 23% e il 40% in modo da evitare i due casi limite che sono:

- a) accettare sempre ϑ' vorrebbe dire soffermarsi troppo sulle "code";
- b) rifiutare sempre ϑ' significherebbe trovare solo la moda della distribuzione a posteriori senza però essere in grado di disegnare il resto della distribuzione.

Capitolo Secondo

2.1 Il modello

Il modello che verrà analizzato al fine di dimostrare se effettivamente il canale di costo può generare un price puzzle è il seguente:

$$\pi_t = \beta / (1 + \alpha\beta) + E_t \pi_{t+1} + \alpha / (1 + \alpha\beta) \pi_{t-1} + \kappa [(\sigma + \eta) x_t + \psi R_t] + \varepsilon_t^\pi \quad (1)$$

$$X_t = 1 / (1 + h) E_t x_{t+1} + h / (h + 1) x_{t-1} - [(1 - h) / (\sigma(1 + h))] (R_t - E_t \pi_{t+1}) + v_t^x \quad (2)$$

$$R_t = \phi_R R_{t-1} + (1 - \phi_R) [\phi_\pi (\pi_t - \pi_t^*) + \phi_x x_t] + \varepsilon_t^R \quad (3)$$

$$\pi_t^* = \rho_\pi \pi_{t-1} + \varepsilon_t^* \quad (4)$$

$$v_t^x = \rho_x v_{t-1}^x + \varepsilon_t^x \quad (5)$$

$$\varepsilon_t^j \sim \text{i.i.d. } N(0, \sigma^2_j), j \in \{\pi, x, R, *\}. \quad (6)$$

L'equazione (1) rappresenta la curva di Phillips Neo-Keynesiana (NKPC) dove π_t è il tasso di inflazione (ottenuta dalle aspettative dell'inflazione futura e da quella passata entrambe pesate), β identifica il fattore di sconto, α indica il grado di indicizzazione all'inflazione passata, x_t rappresenta l'output gap il cui impatto sull'inflazione corrente è determinato dal parametro di pendenza κ (una convoluzione tra la probabilità delle imprese di non riottimizzare i prezzi e il fattore di sconto β); il parametro σ che ha il ruolo identifica il grado di avversione al rischio del consumatore rappresentativo, η altro non è che l'inverso dell'elasticità del lavoro e infine ε_t^π rappresenta lo shock dell'inflazione (leva dell'offerta). L'equazione precedentemente descritta differisce dal modello che include solo il canale della domanda in quanto incorpora l'effetto diretto

del tasso di interesse nominale R_t sul tasso di inflazione π_t tramite il parametro del canale di costo ψ , che risulterà essere attivo se $\psi > 0$.

L'equazione (2) è stata ricavata tramite la log-linearizzazione dell'equazione del consumo intertemporale di Eulero. Le fluttuazioni dell'output sono guidate sia dalle aspettative sulle realizzazioni future dell'output gap ($E_t x_{t+1}$) e dall'output gap passato sia dal tasso di interesse reale ex-ante ($R_t - E_t \pi_{t+1}$) opportunamente pesati dal parametro σ e da h che rappresenta le abitudini dei consumatori. Lo shock di domanda v_t^x segue un modello auto regressivo di ordine 1 di parametro ρ_x , come suggerito nell'equazione (5), e viene interpretato come uno shock fiscale.

Il coefficiente $[(1-h)/(\sigma(1+h))]$ che moltiplica il tasso di interesse reale ex-ante identifica l'elasticità intertemporale di sostituzione (IES) e determina l'impatto sull'output gap del tasso di interesse reale; è razionale pensare che un aumento del tasso di interesse reale porti a una diminuzione del consumo poiché nel momento in cui si manifesta un aumento del tasso di interesse reale i consumatori riceveranno un ritorno sui risparmi più alto di quello che ottenevano precedentemente, incentivando le persone a consumare di meno oggi e di risparmiare di più in modo tale da avere a disposizione un ammontare di risorse più alto in futuro (l'elasticità intertemporale di sostituzione rappresenta proprio questo effetto).

L'equazione (3) è la regola di Taylor che indica le reazioni sistematiche del tasso di interesse nominale in funzione del gap di inflazione ($\pi_t - \pi_t^*$) e dell'output rendendo possibile la descrizione della politica monetaria implementata dalle banche centrali di tutto il mondo; lo shock di politica monetaria ϵ_t^R è i.i.d. e di media zero. Poiché alcuni studi econometrici hanno dimostrato un miglioramento (chiamato "interest rate smoothing" e rappresentato dal parametro ϕ_R) della stima di questa equazione con l'aggiunta del tasso di interesse nominale ritardato R_{t-1} tra i regressori si è deciso di considerarlo anche in questo lavoro.

L'ultima equazione (4) rappresenta l'evoluzione dell'inflazione target influenzata dal parametro auto regressivo ρ_* e dalla varianza dell'errore ϵ_t^* (σ^*) che viene assunto essere un white noise.

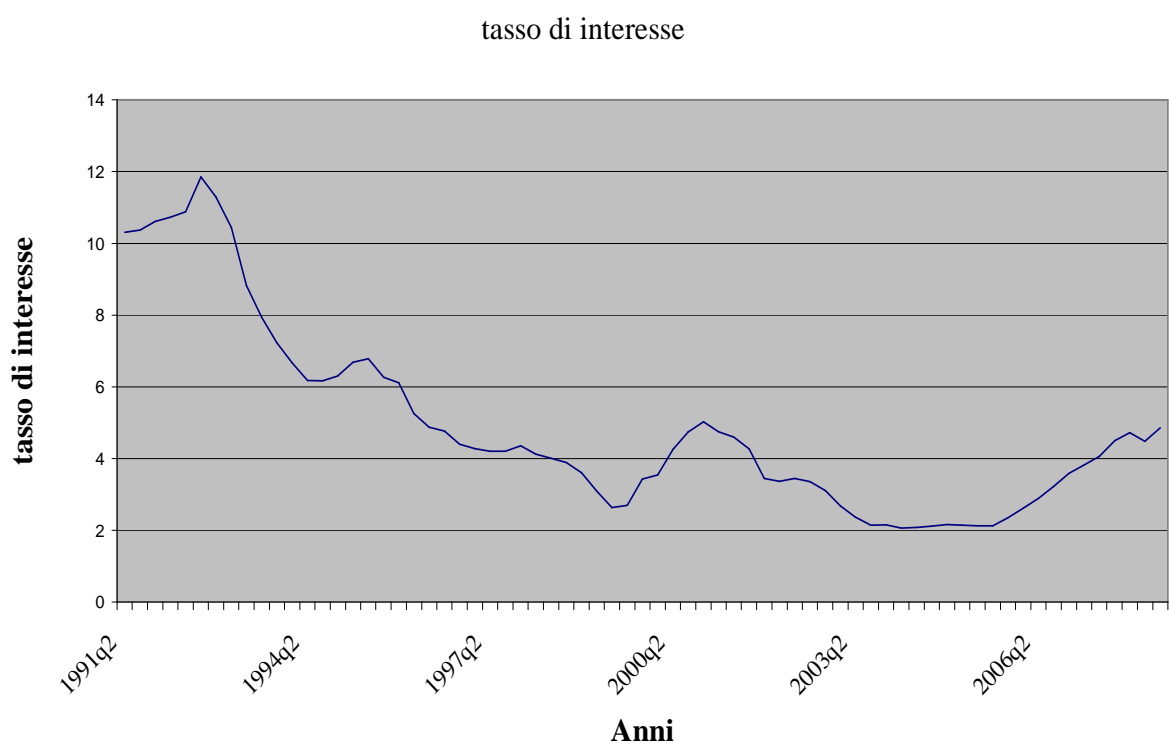
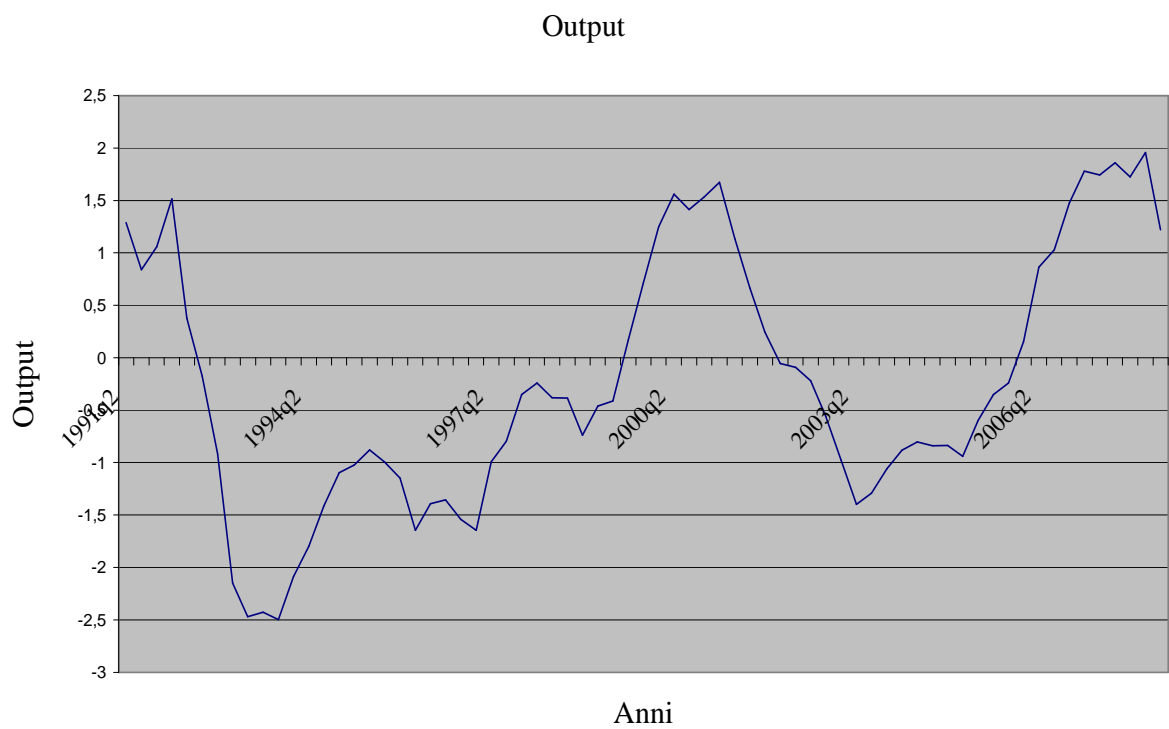
2.2 I dati

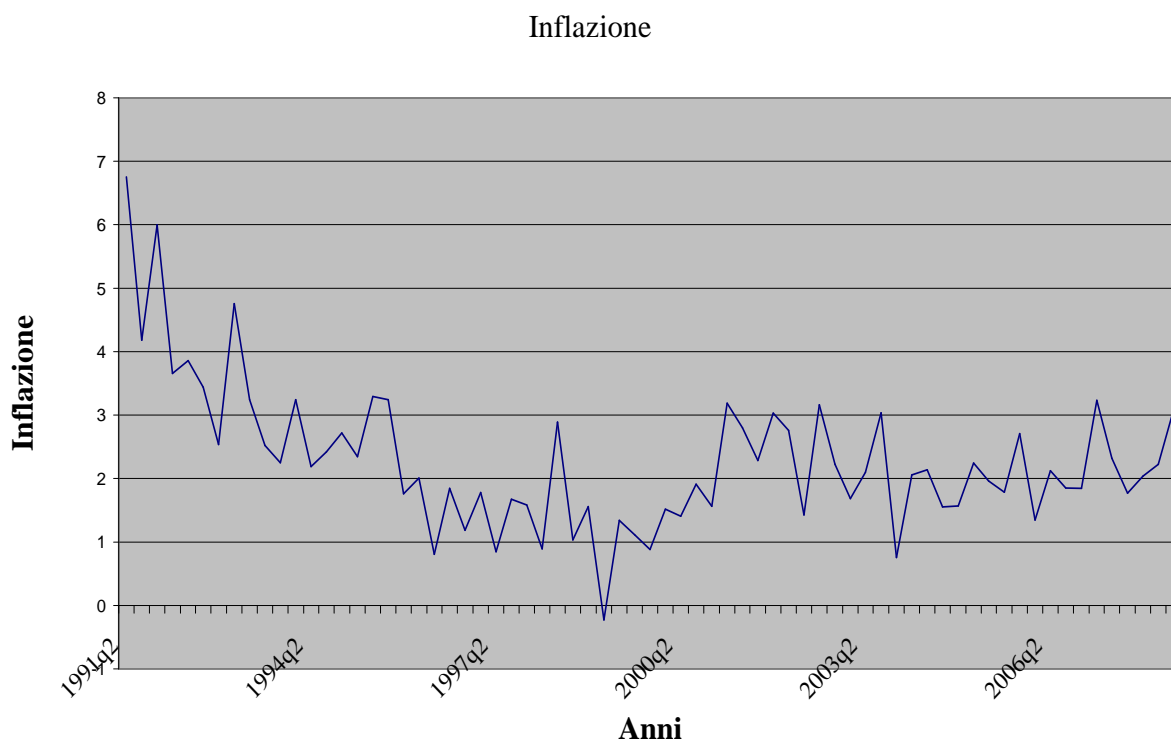
All'interno di questa analisi si proverà a dimostrare se effettivamente l'introduzione del canale di costo (tramite il parametro ψ nella curva di Phillips Neo-Keynesiana) nel modello precedentemente illustrato può provocare una correlazione positiva tra il tasso di interesse reale e il tasso di inflazione a fronte di uno shock di politica monetaria nell'Area Euro; per fare ciò verranno utilizzati delle serie temporali, fornite dall'OECD Economic Indicators, che considerano l'Euro 12, ovvero soltanto le prime 12 nazioni che hanno introdotto l'Euro all'inizio.

Il dataset considera quindi le osservazioni relative a Belgio, Francia, Olanda, Germania, Irlanda, Austria, Grecia, Italia, Portogallo, Spagna, Lussemburgo e Finlandia; i dati sono stati raccolti a cadenza trimestrale e il campione che si decide di considerare parte dal secondo trimestre del 1991 e termina al secondo trimestre del 2008. Pur essendo l'Euro entrato in vigore l'1 Gennaio 1999 (anche se in circolazione sotto forma di monete e banconote solamente dal 1 Gennaio 2002) si è deciso comunque di analizzare un campione contenente dati precedenti l'introduzione della moneta unica perché un'analisi basata esclusivamente su osservazioni relative all'ultimo decennio sarebbe stata restrittiva, pur notando che prima del 1 Gennaio 1999 ogni stato seguiva la propria politica monetaria in modo del tutto indipendente. Il dataset è composto da tre serie storiche:

- L'output gap.
- Il tasso di interesse nominale a breve termine.
- L'inflazione calcolata come deflatore del PIL.

Per prima cosa di seguito vengono riportati i grafici relativi alle tre serie storiche e procediamo a una analisi preliminare dei dati:





I tre grafici riportati mostrano l'andamento delle nostre tre variabili nel periodo di tempo che sono state osservate; i nostri dati si fermano, come detto, al secondo trimestre del 2008 in modo tale da evitare gli effetti della recente crisi economica si ripercuotano sui residui del modello e per non avere dati outliers (ovvero osservazioni chiaramente distanti dalle altre a disposizione).

Andando ad analizzare singolarmente i tre grafici si può notare come non si rilevino andamenti anomali del tasso di interesse nominale a breve termine, dell'output e dell'inflazione; quest'ultima viene calcolata come deflatore del PIL (ovvero il rapporto tra PIL nominale e reale), $\pi_t = [(Deflatore_t - Deflatore_{t-1}) / Deflatore_{t-1}] * 400$, dove questo fattore moltiplicativo 400 è stato ottenuto perché il tasso viene prima annualizzato (*4) e successivamente percentualizzato (*100).

2.3 Analisi empirica del modello

Per la stima del modello precedentemente illustrato si è deciso di utilizzare un'analisi Bayesiana; in tal senso viene considerato il vettore dei parametri strutturali

$\zeta = (\psi, \beta, \alpha, \kappa, \eta, \sigma, h, \phi_{\pi}, \phi_x, \phi_R, \rho_x, \rho_*, \sigma_{\pi}, \sigma_x, \sigma_R, \sigma_*)'$, il vettore delle variabili endogene $z_t = (X_t, \pi_t, R_t)'$, il vettore delle innovazioni $\eta_t = (\epsilon_t^{\pi}, \epsilon_t^*, \epsilon_t^x, \epsilon_t^R)'$ e infine il vettore delle osservazioni $Y_t = (X_t^{\text{obs}}, \pi_t^{\text{obs}}, R_t^{\text{obs}})'$.

Il passo successivo è quello di esprimere il modello in forma state space come illustrato qui di seguito:

$$\begin{pmatrix} Z_t \\ \epsilon_t \end{pmatrix} = A(\zeta) \begin{pmatrix} Z_{t-1} \\ \epsilon_{t-1} \end{pmatrix} + B(\zeta) \eta_t \quad (1)$$

$$Y_t = C(\zeta) \begin{pmatrix} Z_t \\ \epsilon_t \end{pmatrix} \quad (2)$$

La seguente rappresentazione state space del modello è costituita da due gruppi di equazioni; il primo rappresenta l'equazione strutturale (o di transizione) che descrive la dinamica dello stato, non osservabile, del sistema legando le endogene alle esogene attraverso un modello AR(1) vettoriale; questa equazione è costituita dalla matrice A chiamata matrice di transizione e da B che è la matrice di transizione che ha la funzione di trasformare lo stato nelle osservazioni. Il secondo gruppo rappresenta l'equazione di misura (o di osservazione) che svolge la funzione di collegare lo stato non osservabile alle osservazioni (da notare che in questo lavoro non vengono assunti errori di misura) ed è composta dalla matrice C che contiene elementi deterministici utili per selezionare l'errore.

Dopo che il modello è stato rappresentato nella forma state space si procede al calcolo della verosimiglianza $L([Y]_{t=1}^T | \zeta)$ mediante il filtro di Kalman, che è un algoritmo ricorsivo che consente di calcolare la verosimiglianza condizionatamente alle

osservazioni disponibili fino al tempo t e di aggiornarla ogniqualvolta si rende disponibile una nuova osservazione. A questo punto, la verosimiglianza $L([Y]_{t=1}^T|\zeta)$ così ottenuta viene poi moltiplicata con la distribuzione a priori $\pi(\zeta)$ scelta per i vari parametri in modo tale da ottenere la distribuzione a posteriori $p(\zeta|Y)$ che è di interesse per lo svolgimento della nostra analisi.

Per poter svolgere questa analisi Bayesiana viene utilizzato Dynare 4.0, un apposito software che utilizza una serie di algoritmi che girano su Matlab e che permettono di stimare modelli dinamici stocastici; Dynare è stato sviluppato da Michel Juillard e da collaboratori e che è scaricabile gratuitamente dal sito <http://www.dynare.org>.

Il modello viene stimato mediante l'attuazione di una strategia a due fasi; per prima cosa viene stimata la moda a posteriori utilizzando l'algoritmo 'csminwel' elaborato da Chris Sims; l'efficacia e la precisione della moda a posteriori così ottenuta viene controllata visivamente plottando la densità a posteriori dei valori limitrofi alla moda per ogni parametro stimato, confermando così se effettivamente l'algoritmo ha prodotto una stima accettabile o meno. La seconda fase consiste nell'utilizzo della moda a posteriori trovata precedentemente per iniziare l'algoritmo di Metropolis-Hasting per simulare la distribuzione a posteriori.

Sono state simulate due serie di 500000 estrazioni ciascuna e si è deciso di scartare il primo 50%; nella matrice di varianza e covarianza di queste estrazioni casuali si è deciso di impiegare un fattore di sconto tale da consentire un tasso di accettazione delle pescate appartenente all'intervallo [23%,40%], mentre per la valutazione della stazionarietà delle catene viene utilizzata come metodo il controllo di convergenza proposto da Brooks e Gelman nel 1998 (dettagliatamente spiegato nel seguito del lavoro).

2.4 Densità a priori

La nostra analisi richiede l'imposizione di una distribuzione a priori per ogni parametro del modello; le densità a priori sono utili per crescere la conoscenza che proviene dalla verosimiglianza e sono scelte in modo tale da non influenzare eccessivamente la densità a posteriori facendo sì che siano i dati a portare le informazioni (le

distribuzioni a posteriori devono essere comandate dai dati e non dalle distribuzioni a priori)

Per prima cosa bisogna impostare una priori per il parametro del canale di costo ψ che viene assunto seguire una distribuzione Normale di media 1.75 e varianza 0.7 e si impone un limite inferiore pari a zero per il dominio della sua densità a priori. Tale scelta differisce dalla stima proposta in altri lavori precedenti, dato che per esempio Ravenna e Walsh (2006) stimano il parametro relativo al canale di costo essere pari a 1.276 o come Chowdhury, Hoffmann e Schabert (2006) che in un suo lavoro propone, sulla base di stime GMM, un valore pari a 1.3 per ψ .

Il parametro auto regressivo dell'inflazione target ρ_* viene posto pari a 0.995, come proposto precedentemente da Cogley, Primiceri e Sargent (2009), in modo da poter catturare i movimenti dell'inflazione; avendo a che fare con un processo auto regressivo con una radice molto vicina all'unità fa sì che il target dell'inflazione produca delle dinamiche persistenti nel gap d'inflazione.

Il parametro η , che rappresenta l'inverso dell'elasticità del lavoro, viene calibrato pari a 1 mentre per il parametro di pendenza κ si sceglie un valore pari a 0.05, entrambi valori perfettamente standard con la letteratura recente. Seguendo sempre le convenzioni più recenti si calibra il fattore di sconto β pari a 0.99 che corrisponde ad un tasso di sconto annuale pari al 4%; per quanto concerne i restanti parametri, le priori rimanenti vengono scelte in linea con Benati e Surico (2008), Benati e Surico (2009) e Cogley, Primiceri e Sargent (2010) che per completezza vengono riportate nella tabella sottostante.

Parametri	Densità	Media	Deviazione
ψ	Normale	1.75	0.7
β	Calibrato	0.99	-
α	Beta	0.5	0.285
k	Calibrato	0.05	-
η	Calibrato	1	-
σ	Normale	1	0.05
h	Beta	0.7	0.15
ϕ_π	Normale	2.5	0.3
ϕ_x	Gamma	0.3	0.2
ϕ_R	Beta	0.5	0.285
ρ_x	Beta	0.5	0.285
ρ_*	Calibrato	0.995	-
σ_π	Inverse_Gamma	0.1	0.25
σ_x	Inverse_Gamma	0.1	0.25
σ_R	Inverse_Gamma	0.1	0.25
σ_*	Inverse_Gamma	0.05	0.25

2.5 Monitoraggio della convergenza delle serie

Per la valutazione della convergenza verso la distribuzione ergodica delle due iterazioni, aspetto importante per analisi di questo tipo perché in questo modo viene assicurata la correttezza delle stime ottenute, si è deciso di utilizzare l'algoritmo di MonteCarlo (MCMC); lo scopo di questo metodo è quello di costruire una catena ergodica (e reversibile) rispetto a una determinata legge. In pratica si genera una catena di Markov da una distribuzione a priori, si scartano le prime osservazioni che risentono della distribuzione iniziale e si considerano le successive come realizzazioni identicamente distribuite secondo la distribuzione stazionaria della catena, che è la distribuzione di interesse.

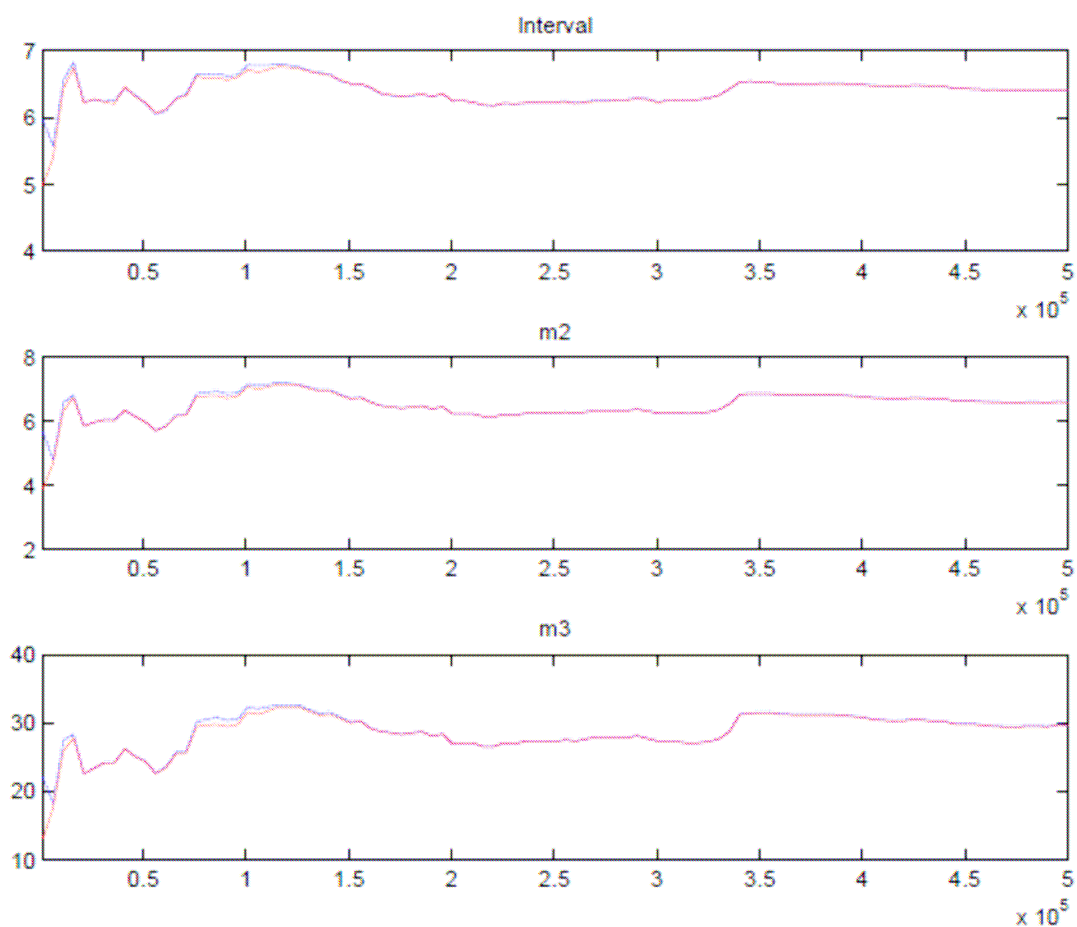
In questo lavoro il controllo della convergenza verso la distribuzione ergodica viene effettuata mediante il confronto tra la varianza tra e entro le varie catene di Markov generate per trovare la distribuzione, ovvero la convergenza viene raggiunta quando le stime delle quantità di interesse non dipendono dal punto di partenza della

simulazione; la convergenza sarà quindi valutata con il confronto dei risultati ottenuti con campioni indipendenti con diversi punti di partenza.

Questo metodo, la cui versione attuale è stata proposta da Brooks e Gelamn (1998), presuppone di partire da k catene simulate in parallelo, ciascuna con un diverso punto di partenza; ogni catena poi svilupperà m iterazioni e all'aumentare di queste si controllerà se la varianza tra e entro converge o meno, in pratica verificare se effettivamente c'è differenza tra i k gruppi e il gruppo costituito dalle $k*m$ interazioni (nel fare ciò però non verranno considerate le prime estrazioni in modo da permettere all'algoritmo di convergere alla distribuzione ergodica).

Solitamente, ma anche per una questione di semplicità, vengono utilizzati metodi grafici per valutare la convergenza delle iterazioni alla distribuzione ergodica. In tal senso Dynare fornisce tre grafici per il controllo della convergenza:

- “interval” che considera l'intervallo al 90% costruito intorno alla media;
- “m2” che è una misura della varianza;
- “m3” che è una misura del momento terzo.



Le linee blu e rosse rappresentano rispettivamente la varianza tra e entro le catene di Markov e il confronto tra queste può essere effettuato nel caso in cui siano state simulate due catene da un numero molto elevato di iterazioni ciascuna.

I risultati sono da considerarsi sensati e ottimali se le linee relative alle due varianze risultano essere abbastanza costanti, pur accettando qualche lieve oscillazione, e devono poi convergere alla distribuzione ergodica; in ogni grafico fornito dal programma è sufficiente considerare l'andamento dalla metà in poi dell'ascissa (nel nostro caso 2.5) poiché in fase preliminare si è deciso di scartare il primo 50% delle iterazioni.

L'asse delle ascisse rappresenta il numero di iterazioni (moltiplicate per 10^5) del Metropolis-Hasting che sono state eseguite, mentre le ordinate indicano i momenti del parametro e il primo valore corrisponde al punto di partenza in cui è iniziato l'algoritmo di Metropolis-Hasting.

Nel caso di mancata convergenza si sarebbe portati ad affermare che la verosimiglianza non è sufficientemente informativa e in tal caso si può procedere o aumentando il numero di iterazioni dell'algoritmo (scelta preferibile) oppure in seconda battuta si possono scegliere distribuzioni a priori più informative di quelle precedentemente considerate.

Nel nostro caso specifico si è scelto di lavorare con 500000 simulazioni del Metropolis-Hasting e sopra viene riportato il grafico del modello generale mentre i grafici dei singoli parametri sono riportati nell'appendice; analizzando la nostra situazioni (ricordando che bisogna considerare solo la seconda metà dell'asse dell'ascissa, da 2.5 in poi) si può notare come le due linee non si discostano l'una dall'altra e fatta eccezione per qualche oscillazione iniziale tendono a stabilizzarsi e a convergere portandoci a concludere che il numero di iterazioni scelto sembra andare bene e che le priori stabilite sono sufficientemente informative pur lasciando spazio ai dati di parlare.

Una volta superata questa prima fase di controllo, necessaria in quanto altrimenti si otterrebbero stime non corrette si può procedere con l'analisi che prevede l'esame delle distribuzioni a posteriori.

2.6 Stima della densità a posteriori

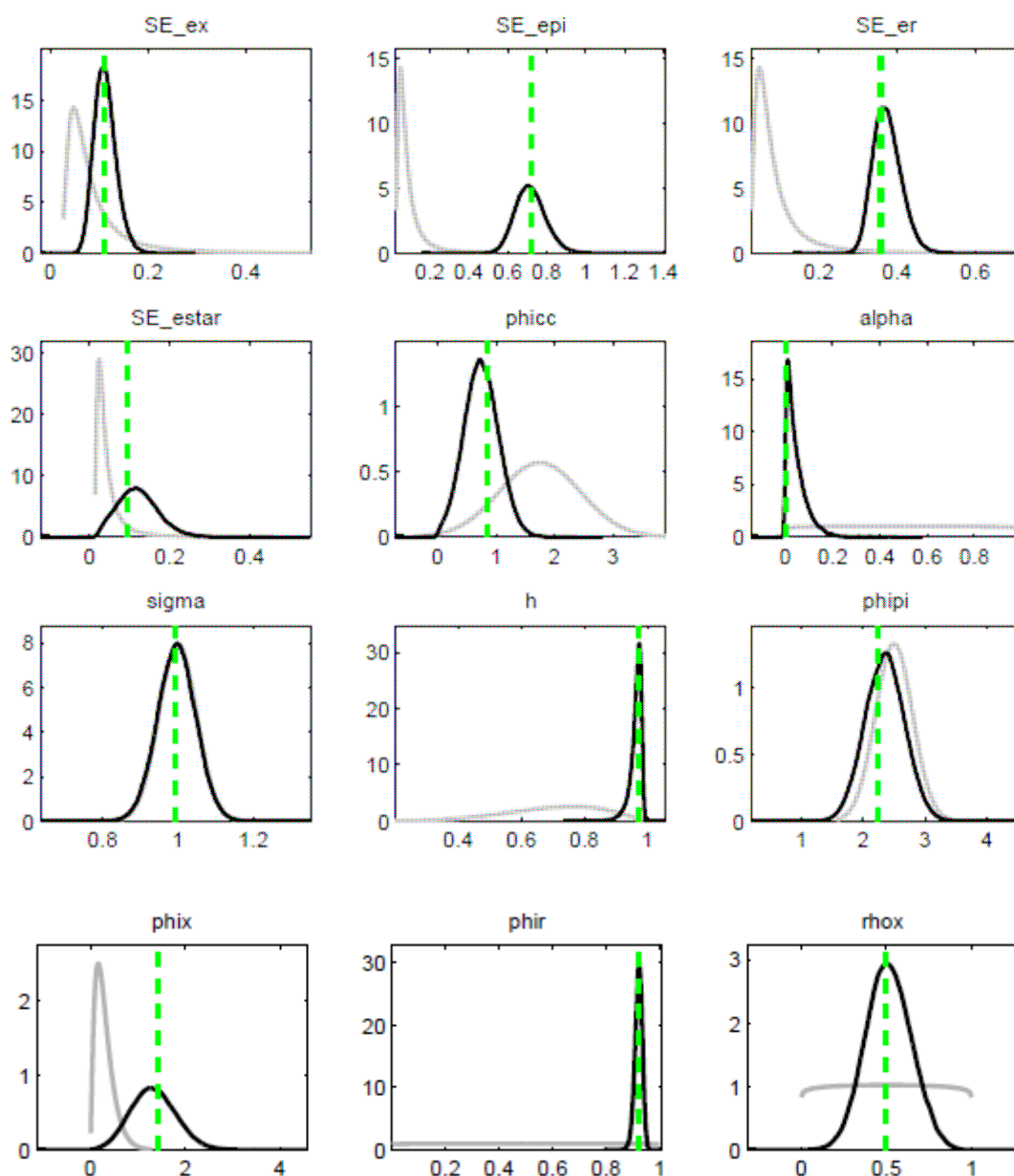
Come detto in precedenza Dynare procede prima con il primo step di stima che consiste nel solo calcolo della moda dei parametri, per poi passare alla seconda fase che permetterà di ottenere la forma dell'intera distribuzione a posteriori.

Parametri	Prior mean	Mode	Std.error	't stat'	Prior	Pstdv
ψ	1.750	0.8475	0.3579	2.3680	Norm	0.7000
α	0.500	0.0020	0.0100	0.1983	Beta	0.2850
σ	1.000	0.9928	0.0499	19.8850	Norm	0.0500
h	0.700	0.9706	0.0140	69.4858	Beta	0.1500
ϕ_{π}	2.500	2.2309	0.4089	5.4559	Norm	0.3000
ϕ_x	0.300	1.4383	0.5648	2.5468	Gamm	0.2000
ϕ_R	0.500	0.9232	0.0137	67.5637	Beta	0.2850
ρ_x	0.500	0.4980	0.1373	3.6281	Beta	0.2850
σ_{π}	0.100	0.7185	0.0744	9.2827	Inv_G	0.2500
σ_x	0.100	0.1100	0.0212	5.1859	Inv_G	0.2500
σ_R	0.100	0.3584	0.0339	10.5574	Inv_G	0.2500
σ_*	0.050	0.0952	0.0678	1.4056	Inv_G	0.2500

La figura sopra riporta il calcolo della moda per ogni parametro del modello e per le deviazioni standard dei quattro shock presenti; il programma fornisce anche i valori della media a priori, le medie a posteriori con le relative deviazioni standard e i valori delle rispettive statistiche t per ogni singolo parametro. Proprio quest'ultima informazione non risulta essere affidabile in fase di valutazione della 'significatività' dei vari parametri in quanto si riferisce a una densità a posteriori e non a una verosimiglianza classica

Per valutare la bontà del modello risulta essere molto importante il valore che assume la logverosimiglianza calcolata con il metodo di Laplace e determinata ipotizzando una distribuzione normale per la posteriori; nel nostro caso assume un valore pari a -184.659732 che successivamente dovrà essere confrontato con la logverosimiglianza di altri modelli per confrontarne la maggiore o minore bontà di adattamento; Dynare ci fornisce anche il tasso di accettazione che nel nostro caso specifico risulta essere intorno al 28% e tale valore sembra andare bene perché cade nel range precedentemente stabilito (tra il 23% e il 40%).

Prima di procedere all'analisi dei risultati del secondo passo di stima, si effettua un ulteriore controllo grafico attinente alle relazioni tra distribuzioni a priori, posteriori e moda delle posteriori.



I grafici sopra riportano le distribuzioni a priori dei parametri (linee grigie), le distribuzioni a posteriori (linee nere) e la moda delle posteriori (linea verticale verde); la prima considerazione da fare è che le curve delle distribuzioni a priori sembrano essere discretamente informative dato che non sono né eccessivamente discostate né troppo sovrapposte alle curve delle distribuzioni a posteriori portandoci a ritenere che i dati sono informativi e non ‘contaminati’ dalle credenze a priori, lasciate intenzionalmente poco informative.

Le distribuzioni a posteriori dovrebbero avere una distribuzione molto simile a quella di una Normale dato che la relativa logverosimiglianza è stata calcolata con il metodo di Laplace e questa considerazione sembra essere effettivamente confermata dal grafico sopra; un altro aspetto a favore della bontà dei risultati è dato dal fatto che la moda a posteriori, ottenuta come valore che massimizza la densità a posteriori, non sembra discostarsi eccessivamente dalla moda della distribuzione a posteriori.

Infine, per quanto riguarda gli shock, la loro stima dovrebbe essere centrata in zero, condizione che sembra essere soddisfatta nell'analisi in questione.

In definitiva si può concludere che i risultati e le osservazioni ottenute fino ad ora sono valide, permettendoci di poter passare al secondo passo di stima.

Parametri	Prior mean	Post. mean	Credible set 90%
ψ	1.750	0.7472	(0.2548,1.2210)
α	0.500	0.0462	(0.000, 0.1044)
σ	1.000	0.9955	(0.9133,1.0790)
h	0.700	0.9630	(0.9379,0.9874)
ϕ_{π}	2.500	2.3473	(1.8250,2.8664)
ϕ_x	0.300	1.3285	(0.5413,2.0829)
ϕ_R	0.500	0.9216	(0.8996,0.9444)
ρ_x	0.500	0.5109	(0.2912,0.7304)
σ_x	0.100	0.1125	(0.0769,0.1487)
σ_{π}	0.100	0.7168	(0.5876,0.8417)
σ_R	0.100	0.3748	(0.3156,0.4309)
σ_*	0.050	0.1208	(0.0321,0.1934)

La tabella sopra riporta i risultati del secondo passo di stima e mostra i valori della media a posteriori per ogni parametro e il relativo intervallo di credibilità al 90%. La logverosimiglianza in questo caso è stata calcolata con il metodo “Modified Harmonic Mean” proposto da Geweke nel 1998 che a differenza di quella precedentemente calcolata con il metodo di Laplace non assume la normalità della distribuzione a posteriori; nel caso in esame assume un valore pari a -183.794147 ed è leggermente più grande della logverosimiglianza trovata nel primo step di stima che era pari a

-184.659732. Per quanto riguarda il parametro ψ , quello di maggiore interesse in quanto relativo al ‘canale di costo’, la sua media a posteriori è pari a 0.7472 decisamente più piccola della sua media a priori (pari a 1.75) e questo risultato non sembra essere guidato dalle scelte fatte in precedenza; l’intervallo di credibilità al 90% di ψ è pari a (0.2548, 1.2210) e dato che il valore 0 cade all’esterno del range, si ha una possibile evidenza della ‘significatività’ del parametro. Per quanto concerne gli altri parametri stimati del modello questi sembrano assumere valori in linea con le priori scelte.

Ora si procede a un confronto tra il modello appena stimato con i dati europei con il medesimo calcolato sulla base di osservazioni americane con l’obiettivo di valutare il differente peso del parametro relativo al ‘canale di costo’.

Parametri	Prior mean	Post. mean	Credible set 90%
ψ	1.750	0.8690	(0.0010,1.5615)
α	0.500	0.0260	(0.0000,0.0603)
σ	1.000	0.9609	(0.8764,1.0410)
h	0.700	0.7485	(0.6146,0.8899)
ϕ_{π}	2.500	2.4607	(1.9686,2.9476)
ϕ_x	0.300	0.5009	(0.2181,0.7810)
ϕ_R	0.500	0.9250	(0.8990,0.9517)
ρ_x	0.500	0.5562	(0.3479,0.7657)
σ_x	0.100	0.2064	(0.1354,0.2734)
σ_{π}	0.100	0.2244	(0.1767,0.2739)
σ_R	0.100	0.1152	(0.0979,0.1317)
σ_*	0.050	0.0445	(0.0250,0.0627)

La tabella sopra mostra i risultati relativi al secondo step di stima per i dati americani, anche questi relativi al periodo che va dal secondo trimestre del 1991 al secondo trimestre del 2008 e forniti dal Federal Reserve Bank di St.Louis (FREDII); si nota immediatamente come la media a posteriori di ψ sia superiore al caso con i dati europei (7472) e leggermente più vicina al suo valore della media a priori.;il fatto che

effettivamente la stima del parametro relativo al ‘canale di costo’ ottenuta con i dati americani sia più grande di quella che ci si ricava con quelli europei potrebbe significare un maggior peso del ‘canale di costo’ all’interno della curva di Phillips Neo-Keynesiana (NKPC) e di conseguenza di una maggiore probabilità che ecceda il ‘canale della domanda’ spiegando così il ‘price puzzle’. Per quanto riguarda gli altri parametri sono presenti effettivamente delle differenze ma sono più lievi rispetto a quelle relative al parametro del ‘canale di costo’.

Andando ad osservare le variazioni nella distribuzione dei quattro standard error, si può notare come il solo σ_x è aumentato rispetto al caso europeo indicando che un suo eventuale cambiamento avrà un peso maggiore sulle altre variabili rispetto a σ_π , σ_R e σ_* che essendo diminuiti rispetto a prima avranno un effetto minore sulle altre variabili.

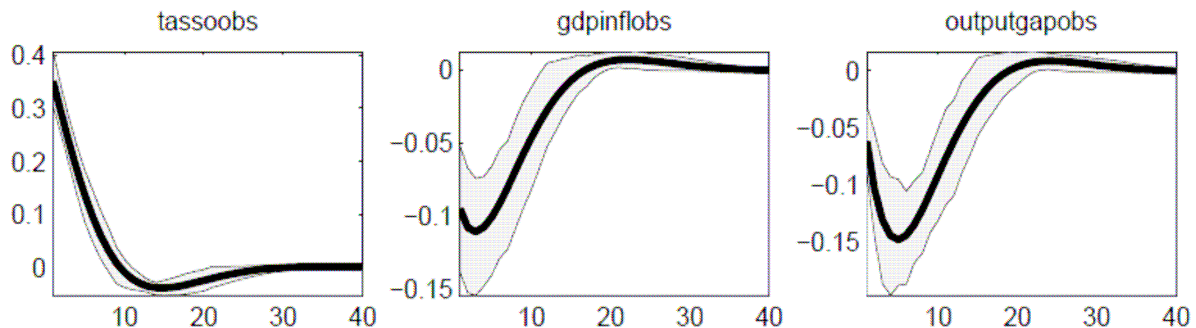
2.7 Funzione di risposta ad impulso (IRFs)

Dopo una veloce analisi sui singoli parametri del modello e il confronto effettuato con il modello stimato sui dati americani si è interessati a valutare che tipo di relazione intercorre tra il tasso di interesse nominale e breve termine e l’inflazione a fronte di uno shock di politica monetaria; in tal senso sono molto utili le funzioni di risposta ad un impulso (IRFs) che misurano come reagisce nel tempo una determinata variabile in relazione ad un impulso di un'altra variabile all’interno di un sistema dinamico che comprende anche altre variabili.

In ambito macroeconomico, queste funzioni tentano di descrivere come l’economia reagisce nel tempo ad impulsi esogeni, gli “shock”, cercando di comprendere la reazione di variabili macroeconomiche (output gap, tassi di interesse, ecc) al momento dello shock e anche successivamente la sua comparsa; nel nostro caso siamo interessati a valutare l’impatto di uno shock di politica monetaria ε_t^R in particolare sull’inflazione e il tasso di interesse nominale di breve periodo e la conseguente relazione che si crea tra queste due variabili.

Per fare ciò Dynare estrae 500 vettori di realizzazioni dei parametri stimati e simula per ogni vettore la funzione di impulso-risposta; il grafico di seguito mostra l’impatto

dello shock di politica monetaria ε_t^R sulle nostre serie e viene riportata, oltre la media, il quinto e il novantacinquesimo percentile.



Un aumento di ε_t^R provoca un crescita del tasso di interesse nominale a breve termine (nel grafico chiamato tassoobs) che aumenta ovviamente in maniera diretta da parte degli agenti del sistema economico; per contrastare ciò viene aperta una fase di recessione per fare in modo che l'output diminuisca e per mezzo della curva di Phillips Neo-Keynesiana (NKPC) diminuisce anche l'inflazione (gdpinflobs). Dopo i movimenti iniziali le tre serie tendono a stabilizzarsi verso lo zero e tornano al loro stato stazionario.

Per quanto riguarda la relazione tra il tasso di interesse e l'inflazione, il modello suggerisce che la forza esercitata dal 'canale di costo' sull'inflazione per via di uno shock di politica monetaria non sembra eccedere il 'canale della domanda' dato che dal grafico delle funzioni di risposta impulsiva sembra esserci una relazione negativa tra queste due variabile e non positiva come ci saremmo dovuti aspettare in caso di 'price puzzle'; si è quindi portati a pensare che il ruolo economico del 'canale di costo' all'interno del modello preso in esame sia limitato pur essendo statisticamente significativo.

2.8 Decomposizione della varianza dell'errore di previsione (FEVD)

Il sistema economico è spesso soggetto a shock che rappresentano variazioni esogene che possono avere un impatto, positivo o negativo, sulle altre variabili economiche che

costituiscono il nostro modello di riferimento; ipoteticamente in assenza di questi shock le nostre tre serie non avrebbero motivo di muoversi e di oscillare e non rappresenterebbero in modo chiaro l'andamento di queste variabili nella realtà economica che sono continuamente soggette a variazione indotte da questi shock. Queste variazioni esogene non si possono conoscere fin da subito, in quanto eventi inaspettati, ma si può solamente tentare di farne una previsione che avrà il limite di non essere mai esatta ma sarà sempre soggetta ad un errore di previsioni (che logicamente ci si augura che sia il più piccolo possibile in modo che la previsione sia il più vicino possibile all'effetto della shock). L'effetto di uno shock sulle variabili del nostro modello sarà associato ad un errore di previsione e il suo impatto sarà tanto maggiore quanto più grande sarà la varianza dell'errore di previsione.

La decomposizione della varianza dell'errore di previsione consente di analizzare il contributo dell'innovazione della variabile j alla varianza dell'errore di previsione h passi in avanti della variabile k . In particolare nel nostro caso si è interessati a valutare gli effetti di ogni singolo shock separatamente da gli altri shock presenti nel modello e per fare ciò si parte tenendone uno solo e spegnendo tutti gli altri e così via anche per gli altri; in questo lavoro si darà maggiore attenzione agli effetti, diretti e indiretti, dello shock di politica monetaria ε_t^R in particolare sulle nostre variabili di maggiore interesse che sono l'inflazione (π_t) e il tasso di interesse nominale a breve termine (R_t). Dopo questa introduzione si può precedere all'analisi della varianza per infiniti passi in avanti per vedere qual è il vero valore per cui la decomposizione si stabilizza.

	ε_x	ε_π	ε_R	ε_*
π_t	4.06	7.30	0.94	87.70
x_t	62.28	1.19	9.99	26.55
R_t	13.66	0.60	5.05	80.68

Per prima cosa andiamo ad analizzare la situazione relativa allo shock di politica monetaria ε_R ; si può immediatamente notare come questo shock abbia l'effetto maggiore sull'output, circa il 9.99%, pesa per il 5.05% sul tasso di interesse nominale mentre l'impatto di ε_R sull'inflazione risulta essere praticamente nulla (0.94%).

Per quanto riguarda il ‘cost-push’ shock (o shock all’inflazione), ε_{π} , pesa maggiormente sull’inflazione, circa il 7.30%, mentre gli effetti sull’output e sul tasso di interesse sembrano essere trascurabili (rispettivamente il 1.19% e il 0.60%). Lo shock di domanda, ε_x , influisce maggiormente sull’output per via del suo effetto diretto, circa il 62.28%; seppur indirettamente ha un effetto significativo sul tasso di interesse, circa il 13.66%, mentre è decisamente meno evidente il peso sull’inflazione, che risulta essere pari al 4.06%.

L’ultimo shock, relativo al target dell’inflazione, ε_* ha un effetto decisamente significativo sia in maniera diretta sull’inflazione sia indirettamente sul tasso di interesse (rispettivamente del 87.70% e del 80.68%) mentre il peso sull’output risulta essere comunque significativo e pari al 26.55%.

Ovviamente non si è considerato l’effetto incrociato di uno shock sugli altri perché in precedenza si è ipotizzata in correlazione tra gli shock per cui non sarebbe presente nessun tipo di effetto.

Come detto in precedenza abbiamo analizzato gli effetti dei singoli shock sulle variabili del modello che prevedeva la presenza del ‘canale di costo’ per mezzo del parametro ψ che abbiamo visto essere maggiore di zero; ora procediamo all’analisi della varianza per infiniti passi in avanti per un modello DSGE che non prevede il ‘canale di costo’ all’interno della curva di Phillips Neo-Keynesiana (quindi per $\psi=0$).

	ε_x	ε_{π}	ε_R	ε_*
π_t	1.52	4.44	1.31	92.73
x_t	63.15	1.12	12.00	23.74
R_t	5.48	0.40	4.24	89.89

Ci si sofferma su come variano gli effetti, diretti e indiretti, di uno shock di politica monetaria ε_t^R sulle variabili di maggiore interesse che nel nostro caso sono π_t , R_t e x_t ; la prima cosa che si nota è che l’esclusione del ‘canale di costo’ dal modello provoca un aumento dell’effetto sull’output, pari al 12%, e una leggera diminuzione del peso sul tasso di interesse che si abbassa di poco meno di un punto percentuale (ora al 4.24%).

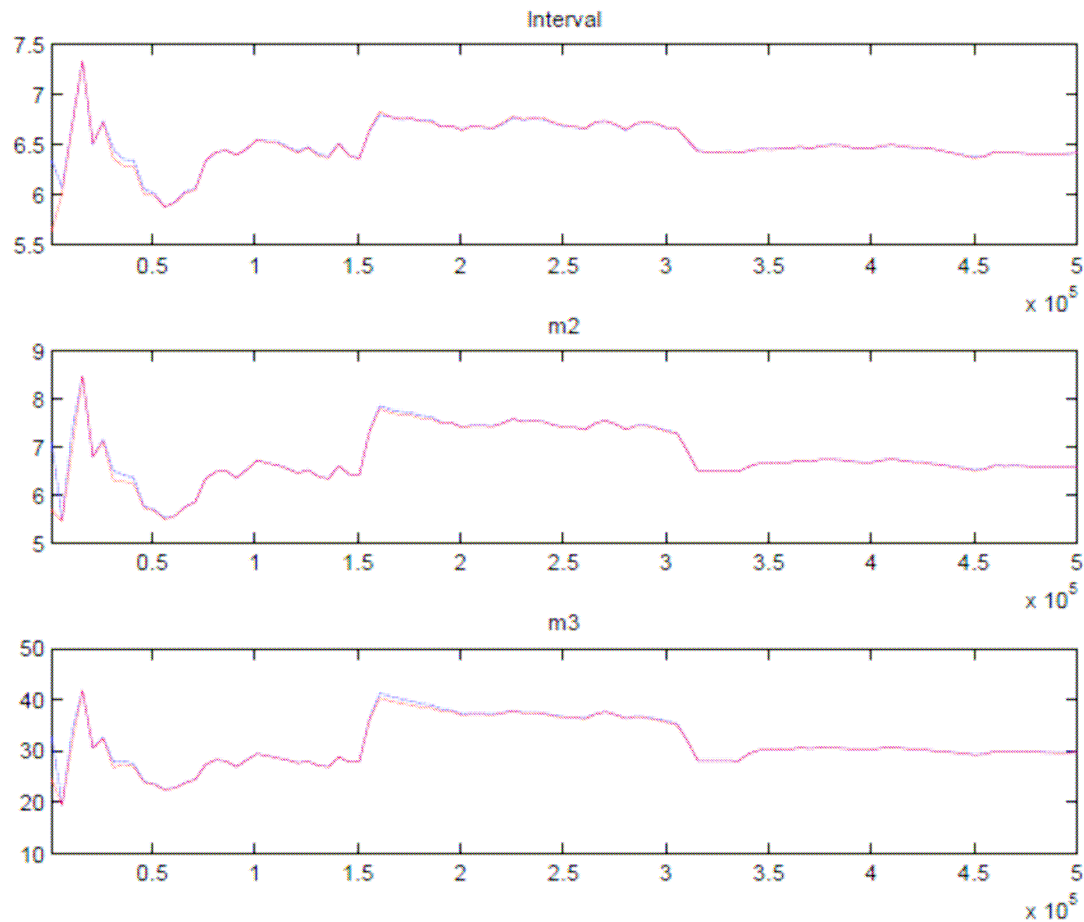
Per quanto riguarda l'effetto sull'inflazione non si registrano significativi cambiamenti, anche se si nota un lievissimo aumento dell'impatto di ε_R su π_t che ora risulta essere pari al 1.31%.

Capitolo Terzo

3.1 Variazione distribuzione a priori di ψ

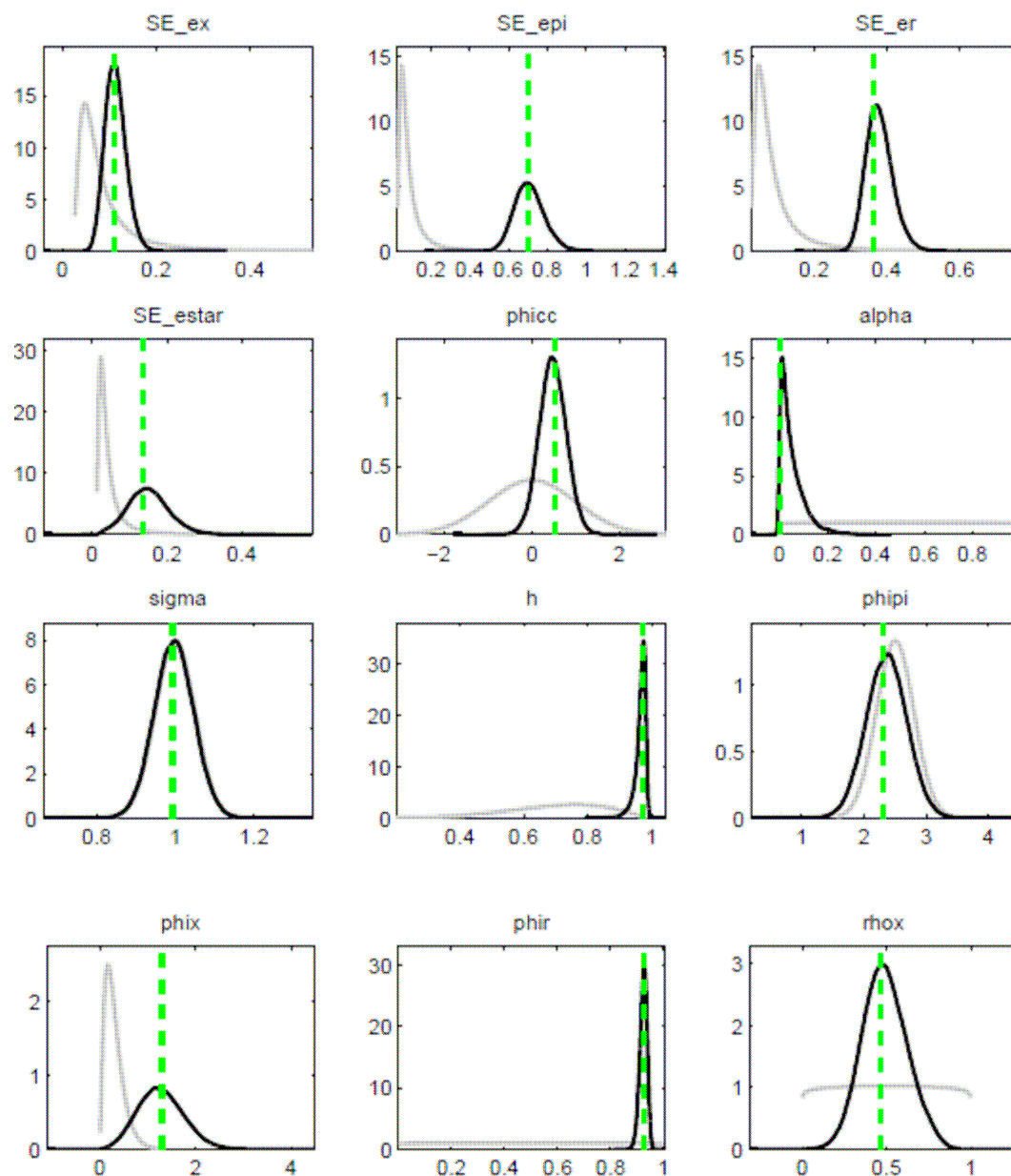
Un modello per poter essere considerato soddisfacente e valido deve essere soggetto a delle variazioni modificando volta per volta alcuni parametri (omettendoli o includendone di nuovi) o le loro distribuzioni a priori e vedere se si ottengono le stesse conclusioni; la prima e unica modifica che si effettuata consiste nel cambiare in una Normale (0,1) la distribuzione a priori del parametro relativo al canale di costo e nell'eliminazione dei limiti inferiori.

Per ragioni di brevità si decide di passare direttamente all'analisi dei risultati, tralasciando di riportare la tabella inerente a tutte le distribuzioni a priori dei parametri in quanto sono identiche al modello stimato precedentemente con l'unica eccezione per la priori di ψ .



Per quanto riguarda la convergenza relativa all'intero modello sembra che non ci siano problemi in quanto in tutti i tre grafici, analizzati sempre dal 2.5 in poi, le linee blu, che indicano la varianza entro la serie, coincidono perfettamente con le linee rosse, che invece rappresentano la varianza tra le serie. Oltretutto le tre serie tendono a essere stabili e a convergere nel tempo portandoci a ritenere che effettivamente il modello considerato tende alla distribuzione ergodica. I grafici relativi alla convergenza per ogni singolo parametro vengono riportati nell'appendice.

Il passo successivo nell'analisi dei risultati ottenuti consiste nel controllo grafico relativo alle distribuzioni a priori, posteriori e della moda delle posteriori.



Anche in questo caso non si riscontrano problemi in quanto le priori e le posteriori sono spostate, indicando l'effettiva informit  dei dati, ma non hanno neanche distribuzioni a posteriori troppo discostate dalle priori; inoltre le distribuzioni a posteriori sembrano avere una distribuzione molto simile a quella di una Normale, le mode a posteriori non differiscono troppo dalle rispettive mode delle distribuzioni a posteriori e la stima degli shock sembra essere sufficientemente centrata in zero. Tutte queste considerazioni non fanno altro che confermare la validit  dei risultati ottenuti fino ad ora consentendoci di passare all'analisi dei valori stimati.

Parametri	Prior mean	Mode	Std.error	't stat'	Prior	Pstdv
ψ	0.000	0.5414	0.3174	1.7057	Norm	1.0000
α	0.500	0.0021	0.0108	0.1983	Beta	0.2850
σ	1.000	0.9929	0.0499	19.8920	Norm	0.0500
h	0.700	0.9749	0.0107	91.2142	Beta	0.1500
ϕ_{π}	2.500	2.3109	0.3407	6.7838	Norm	0.3000
ϕ_x	0.300	1.2997	0.5067	2.5650	Gamm	0.2000
ϕ_R	0.500	0.9256	0.0132	70.2630	Beta	0.2850
ρ_x	0.500	0.4611	0.1272	3.6262	Beta	0.2850
σ_{π}	0.100	0.7046	0.0754	9.3477	Inv_G	0.2500
σ_x	0.100	0.1122	0.0208	5.3852	Inv_G	0.2500
σ_R	0.100	0.3652	0.0345	10.5979	Inv_G	0.2500
σ_*	0.050	0.1353	0.0541	2.4995	Inv_G	0.2500

Come visto in precedenza il primo step di stima fornisce i valori della moda delle distribuzioni a posteriori; tralasciando le statistiche t per la valutazione della significatività dei parametri, ci si sofferma sul valore della logverosimiglianza calcolata con il metodo di Laplace e che nel nostro caso è pari a -184.030882, un valore leggermente più alto rispetto al modello stimato con ψ avente come distribuzione a priori una Normale (1.75, 0.7) e che ci consente di propendere verso questo modello in termini di bontà di adattamento.

Per quanto concerne il tasso di accettazione, risulta essere pari al 31% e tale valore continua ad andare bene dato che cade perfettamente nell'intervallo stabilito (tra il 23% e il 40%).

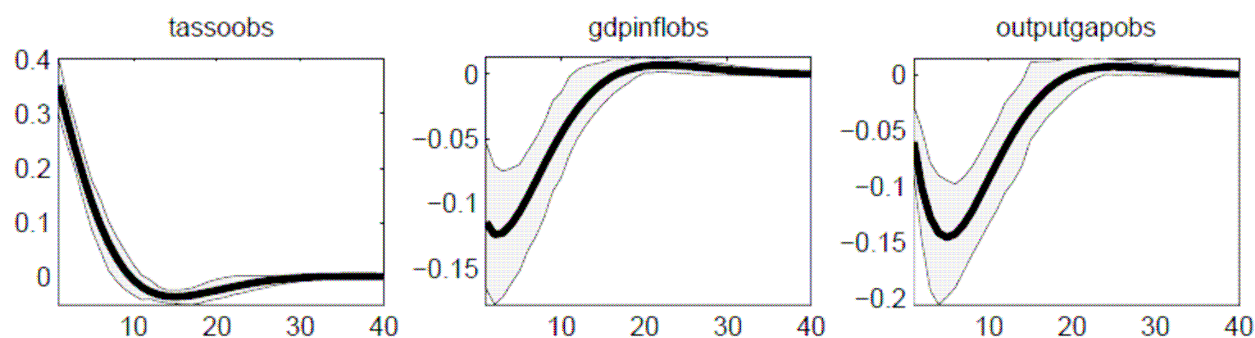
Ora si può passare all'analisi del secondo passo di stima

Parameri	Prior mean	Post. mean	Credible set 90%
ψ	0.000	0.4731	(-0.0346,0.9765)
α	0.500	0.0518	(0.0000,0.1174)
σ	1.000	0.9959	(0.9169,1.0802)
h	0.700	0.9661	(0.9429,0.9888)
ϕ_{π}	2.500	2.3565	(1.8173,2.8784)
ϕ_x	0.300	1.2728	(0.4790,2.0292)
ϕ_R	0.500	0.9231	(0.9014,0.9455)
ρ_x	0.500	0.4880	(0.2645,0.7068)
σ_x	0.100	0.1136	(0.0769,0.1487)
σ_{π}	0.100	0.7075	(0.5829,0.8346)
σ_R	0.100	0.3799	(0.3190,0.4374)
σ_*	0.050	0.1506	(0.0596,0.2391)

La verosimiglianza ottenuta in questa fase, calcolata con il metodo “Modified Harmonic Mean”, è pari a -182.971214 e risulta essere un valore più grande di quella relativa al modello stimato nel capitolo due (pari a -183.794147) e dato che siamo interessati al modello con un valore di verosimiglianza più grande possibile, sembra essere preferibile quest’ultimo che si differenzia da quello precedente esclusivamente per una diversa distribuzione a posteriori del parametro del ‘canale di costo’.

Per confermare ciò si può procedere al calcolo del fattore di Bayes; secondo Kass e Raftery (1995), un fattore di Bayes tra 1 e 3 non vale più di una semplice allusione, tra 3 e 20 suggerisce una evidenza positiva in favore di uno dei due modelli, tra 20 e 150 suggerisce una forte evidenza contro il modello e maggiore di 150 una evidenza molto forte. Tale fattore di Bayes è calcolato come $\exp(\text{differenza ML tra due modelli})$ e nel nostro caso otteniamo $\exp(0.823)=2.28$ che però non è in grado di suggerire una reale preferenza per i due modelli presi in considerazione. Ora ci si concentra sui parametri del modello e li si confronta con quelli trovati precedentemente; tutti i parametri del modello non subiscono variazioni rilevanti fatta eccezione per il parametro ψ (cosa che effettivamente ci si aspettava) che si riduce passando da 0.7472 a 0.4731, un valore decisamente più in linea con la media a priori del parametro stesso. Per valutare

la relazione tra il tasso di interesse nominale a breve termine e l'inflazione a fronte di un inasprimento della politica monetaria si riporta la funzione di risposta ad impulso provocata da uno shock di politica monetaria.



Si può facilmente constatare come anche in questo caso il parametro relativo al ‘canale di costo’ non sembra eccedere il ‘canale della domanda’ dato che dal grafico dell’IRFs mostra ancora una volta una correlazione negativa tra il tasso di interesse e l’inflazione continuando a sottolineare il limitato ruolo economico del ‘canale di costo’.

Per ragioni di completezza soffermiamoci sulla varianza dell’errore per infiniti passi in avanti per vedere a quale vero valore la decomposizione si stabilizza.

	ε_x	ε_π	ε_R	ε_ε
π_t	2.79	6.02	1.02	90.17
X_t	76.25	1.38	12.47	9.90
R_t	10.15	0.53	4.77	84.55

Andando ad analizzare la tabella si può notare che effettivamente la situazione relativa agli effetti degli shock nei confronti delle variabili di interesse non sembra essere eccessivamente mutata rispetto al caso precedente (relativo al modello stimato nel capitolo due); le uniche differenze, seppur lievi, si riscontrano sull’effetto dello shock di domanda sull’output che è aumentato fino ad arrivare al 76.25% e di conseguenza sulla relativa diminuzione dell’effetto dello shock al target dell’inflazione sempre sull’output che in questo caso è pari al 9.90% (mentre gli effetti di uno shock di

politica monetaria e il ‘cost-push’ shock sull’output restano sostanzialmente invariati rispetto al modello precedente).

Capitolo quarto

4.1 Un nuovo modello

In questo capitolo si decide di analizzare e stimare un modello DSGE leggermente diverso da quello precedente.

Si decide di modificare la curva di Phillips Neo-Keynesiana (NKPC) permettendoci così di non imporre alcuna restrizione al parametro relativo all' inverso dell'elasticità del lavoro η ; anche in questo caso questa equazione continua a differire dal modello che include soltanto il 'canale della domanda' poiché continua ad incorporare l'effetto diretto del tasso di interesse nominale R_t sul tasso di inflazione π_t tramite il parametro del canale di costo ψ .

Di seguito viene riportato l'intero modello, che come detto differisce da quello precedentemente analizzato solo per l'equazione (1);

$$\pi_t = \beta/(1+\alpha\beta) + E_t\pi_{t+1} + \alpha/(1+\alpha\beta)\pi_{t-1} + \kappa[x_t + \psi R_t] + \varepsilon_t^\pi \quad (1)$$

$$X_t = 1/(1+h)E_t x_{t+1} + h/(h+1)x_{t-1} - [(1-h)/(\sigma(1+h))](R_t - E_t\pi_{t+1}) + v_t^x \quad (2)$$

$$R_t = \phi_R R_{t-1} + (1-\phi_R)[\phi_\pi(\pi_t - \pi_t^*) + \phi_x x_t] + \varepsilon_t^R \quad (3)$$

$$\pi_t^* = \rho_* \pi_{t-1} + \varepsilon_t^* \quad (4)$$

$$v_t^x = \rho_x v_{t-1}^x + \varepsilon_t^x \quad (5)$$

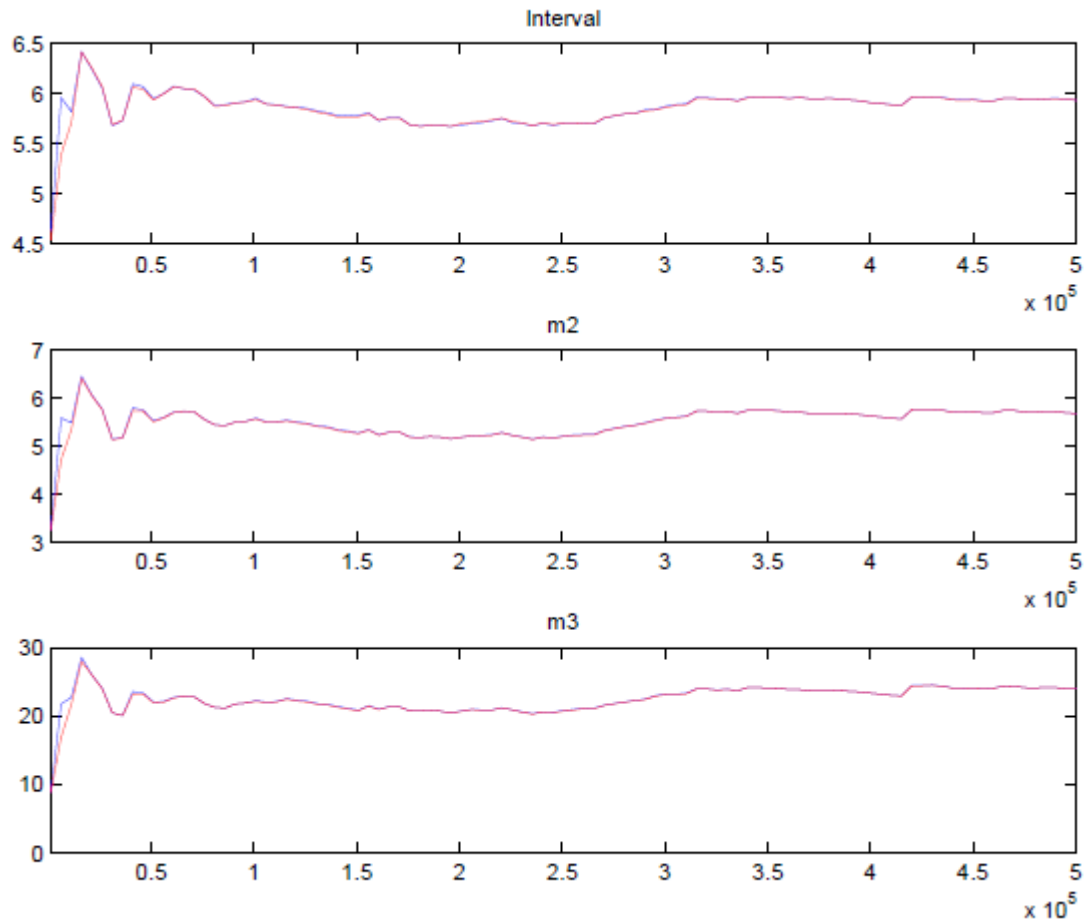
$$\varepsilon_t^j \sim \text{i.i.d. } N(0, \sigma^2_j), j \in \{\pi, x, R, *\}. \quad (6)$$

Trattandosi di un modello differente, anche se come più volte ribadito solo di poco, rispetto a quello precedente, per ragioni di completezza viene riportata di seguito la tabella contenente tutte le distribuzioni a priori dei vari parametri

Parametri	Densità	Media	Deviazione Standard
ψ	Normale	1.75	0.7
β	Calibrato	0.99	-
α	Beta	0.5	0.285
k	Calibrato	0.04	-
η	Calibrato	1	-
σ	Normale	1	0.05
h	Beta	0.7	0.15
ϕ_π	Calibrato	2	-
ϕ_x	Calibrato	0	-
ϕ_R	Beta	0.5	0.285
ρ_x	Beta	0.5	0.285
ρ_*	Calibrato	0.995	-
σ_π	Inverse_Gamma	0.1	0.25
σ_x	Inverse_Gamma	0.1	0.25
σ_R	Inverse_Gamma	0.1	0.25
σ_*	Inverse_Gamma	0.05	0.25

Come visto in precedenza la scelta delle distribuzioni a priori viene fatta in modo che queste siano poco informativa, facendo in modo che le distribuzioni a posteriori siano guidate dalla verosimiglianza.

Si passa ora all'analisi e alla valutazione delle convergenza verso la distribuzione ergodica delle due iterazioni al fine di assicurarsi la correttezza delle stime che si otterranno; di seguito viene riportata solo la convergenza relativa all'intero modello, mentre quella relativa ai singoli parametri si può trovare nell'appendice alla fine del lavoro.



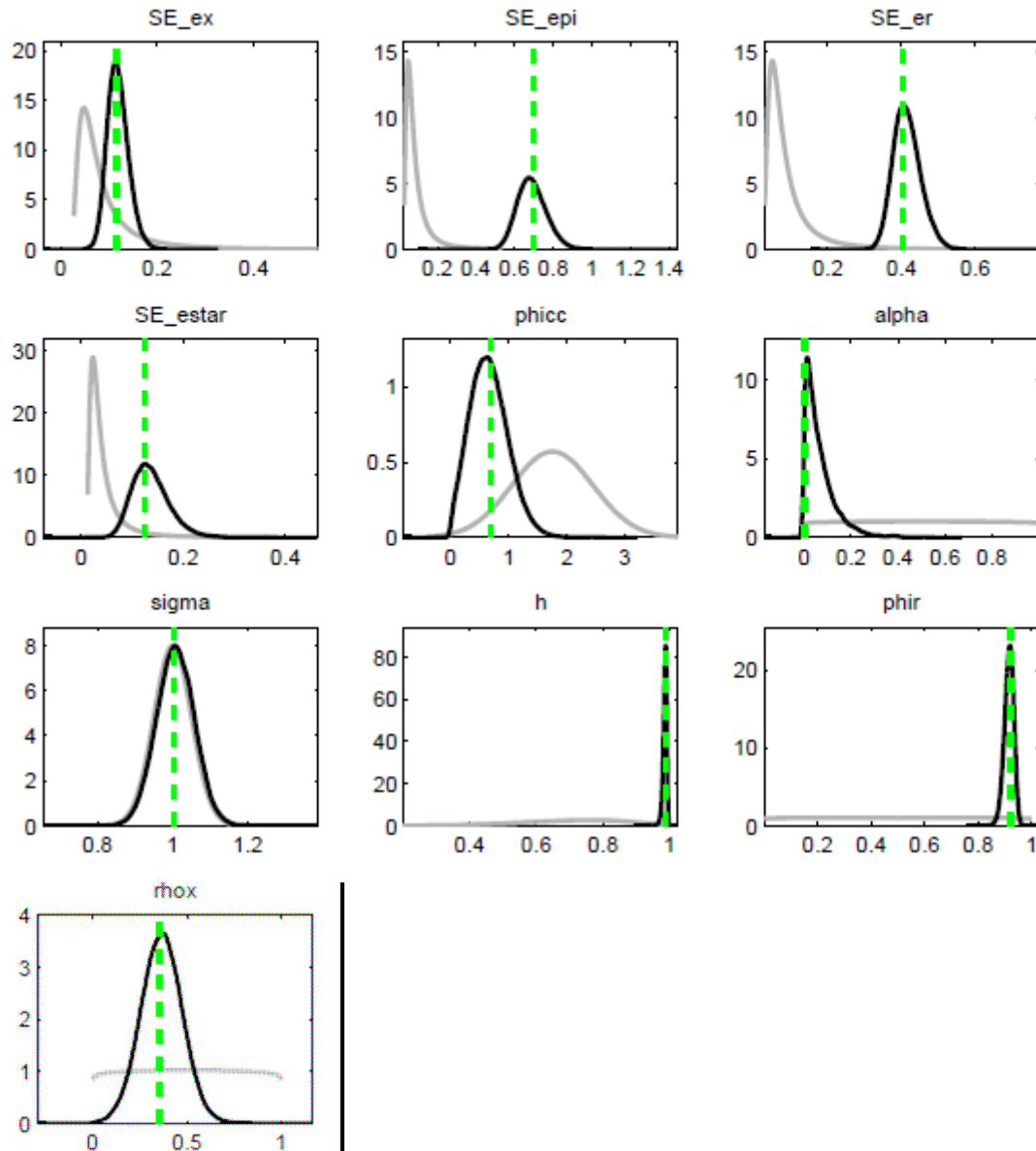
Ricordando che Dynare ci fornisce la convergenza relativa all'intervallo di confidenza, alla varianza e al momento terzo e considerando solamente l'andamento della seconda metà in poi dell'ascissa poiché si è scelto di scartare il primo 50% delle iterazioni si può notare come effettivamente le linee che rappresentano la varianza entro e tra le serie tendono a coincidere; questa considerazione, unita al fatto che i tre grafici sembrano essere abbastanza stabili e tendono a convergere nel tempo, ci porta a ritenere che il modello considerato converga alla distribuzione ergodica consentendoci di passare all'analisi dei risultati dei due step di stima.

La tabella sottostante riporta i risultati relativi al primo passo di stima che, come detto precedentemente, fornisce solo la moda per ogni parametro e per le deviazioni standard dei quattro shock considerati nel modello.

Parametri	Prior mean	Mode	Std.error	't stat'	Prior	Pstdv
ψ	1.750	0.6840	0.3999	2.0121	Norm	0.7000
α	0.500	0.0030	0.0153	0.1980	Beta	0.2850
σ	1.000	1.0041	0.0499	20.1187	Norm	0.0500
H	0.700	0.9880	0.0040	246.1187	Beta	0.1500
ϕ_R	0.500	0.9217	0.0166	55.6639	Beta	0.2850
ρ_x	0.500	0.3547	0.1046	3.3912	Beta	0.2850
σ_π	0.100	0.6946	0.0729	9.5284	Inv_G	0.2500
σ_x	0.100	0.1159	0.0203	5.7197	Inv_G	0.2500
σ_R	0.100	0.4025	0.0351	11.4812	Inv_G	0.2500
σ_*	0.050	0.1253	0.0333	3.7617	Inv_G	0.2500

Tralasciando le informazioni portate dalla statistica t circa la significatività dei parametri, in quanto si riferisce a una densità a posteriori e non a una verosimiglianza classica, ci si sofferma sul valore della logverosimiglianza, calcolata con il metodo di Laplace, che nel nostro caso assume un valore pari a -186.820119; il tasso di accettazione risulta essere pari al 38% e tale valore continua ad andare bene perché cade perfettamente all'interno dell'intervallo stabilito precedentemente (tra il 23% e il 40%).

Prima di passare ad analizzare i risultati ottenuti con il secondo passo di stima ci si sofferma brevemente sulle relazioni tra distribuzione a priori, a posteriori e moda delle posteriori; l'obiettivo di questa analisi grafica è confermare l'attendibilità delle stime ottenute e per fare ciò bisogna che la moda non si discosti troppo dalla moda della distribuzione a posteriori, che la distribuzione a posteriori abbia un andamento simile a quello di una Normale e che le due distribuzioni non siano ne eccessivamente differenti ne troppo sovrapposte (in questo caso i dati non avrebbero portato nessuna informazione).



I requisiti sopra elencati sembrano essere discretamente soddisfatti; in particolare i dati sembrano essere sufficientemente informativi in quanto tutte le distribuzioni a priori assumono una forma diversa dalla posteriori (l'unica eccezione sembra essere sigma, dove la priori e la posteriori sono in verità sovrapposte).

La moda delle densità a posteriori coincide con quella calcolata al primo step di stima e sembra essere sufficientemente centrata rispetto alla distribuzione a posteriori; un problema può essere dato dal fatto che le distribuzioni a posteriori dei parametri ϕ_R e h si discostano maggiormente dall'andamento della distribuzione Normale rispetto agli altri parametri, ma fortunatamente non in modo eccessivo.

Dopo aver verificato e dimostrato l'attendibilità dei risultati ottenuti fino a questo momento si può passare all'analisi del secondo passo di stima e successivamente all'analisi delle funzioni di risposta ad impulso e alla decomposizione della varianza dell'errore futuro.

La tabella di seguito riporta i risultati relativi al secondo step di stima;

Parametri	Prior mean	Post. mean	Credible set 90%
ψ	1.750	0.6585	(0.0986,1.1423)
α	0.500	0.0679	(0.000,0.1537)
σ	1.000	1.0066	(0.9261,1.0899)
h	0.700	0.9848	(0.9770,0.9932)
ϕ_R	0.500	0.9149	(0.8866,0.9431)
ρ_x	0.500	0.3644	(0.1865,0.5479)
σ_x	0.100	0.1188	(0.0829,0.1540)
σ_π	0.100	0.6894	(0.5634,0.8072)
σ_R	0.100	0.4144	(0.3536,0.4748)
σ_*	0.050	0.1365	(0.0787,0.1930)

La logverosimiglianza in questo caso, calcolata con il metodo “Modified Harmonic Mean”, risulta essere pari a -185.801642 e tale valore risulta essere più piccolo rispetto a quello trovato stimando il modello nel capitolo due (che differisce da questo per una differente curva di Phillips Neo-Keynesiana e avente logverosimiglianza pari a -183.794147); poiché è preferibile ottenere un modello con una verosimiglianza più grande possibile a prima impatto le variazioni imposte sul modello sembrano portare ad un peggioramento generale della situazione facendo sì che il modello stimato nel capitolo due sia effettivamente preferibile.

Per confermare o smentire questa tesi si procede al calcolo del fattore di Bayes che nel caso in esame risulta essere pari a $\exp(-183.794147 - (-185.801642)) = \exp(2.) = 7.39$ che suggerisce una evidenza positiva in favore del modello precedente.

Per quanto riguarda i singoli parametri, e le conseguenti variazioni ottenute rispetto al modello nel capitolo due, ci si sofferma in particolare sul parametro relativo al ‘canale

di costo'; in questo caso ψ risulta essere pari a 0.6585 e tale valore è più piccolo rispetto a quanto ottenuto precedentemente (0.7472) mostrando un peso minore del 'canale di costo' all'interno della curva di Phillips Neo-Keynesiana (NKPC).

L'intervallo di credibilità al 90% del parametro ψ è (0.0986, 1.1423) e dato che il valore zero cade all'esterno di questo intervallo si ha una possibile evidenza della 'significatività' del parametro.

Il parametro che subisce la variazione più rilevante rispetto al modello precedente è α , che rappresenta l'indice dei prezzi dell'inflazione passata, dato che passa da un valore pari a 0.0462 a 0.0679; tale variazione diminuisce il peso delle aspettative dell'inflazione futura mentre aumenta il peso dell'inflazione passata all'interno della curva di Phillips Neo-Keynesiana (NKPC).

Per quanto riguarda gli altri parametri e gli shock presenti nel modello non si evidenziano scostamenti significativi tra i due modelli anche se effettivamente qualche leggera variazione è presente;

Anche in questo caso andiamo ad analizzare la decomposizione della varianza dell'errore di previsione (FEVD) infiniti passi in avanti

	ϵ_x	ϵ_π	ϵ_R	ϵ_*
π_t	4.64	6.57	2.07	86.71
X_t	61.49	1.36	18.32	18.83
R_t	6.93	0.71	9.60	82.76

Dalla tabella sopra si evince come lo shock di politica monetaria, ϵ_R , abbia un effetto del 18.32% sull'output, del 9.60% sul tasso di interesse nominale e un peso discretamente più basso (2.07%) sull'inflazione; il 'cost-push' shock, ϵ_π , ha un peso maggiore sull'inflazione (pari al 6.57%) mentre risulta essere praticamente ininfluyente sia per l'output sia per il tasso di interesse (rispettivamente 1.36% e 0.71%).

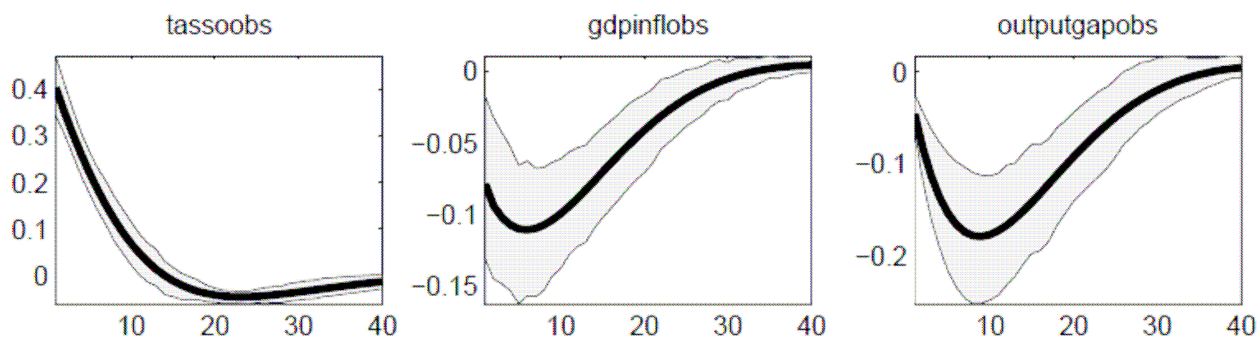
Lo shock di domanda, ϵ_x , ha un effetto diretto elevato nei confronti dell'output, circa del 61.49%, mentre indirettamente influisce per il 6.93% sul tasso di interesse e del 4.64% sull'inflazione.

L'ultimo shock, relativo al target dell'inflazione, ϵ_* ha un impatto notevole su tutte e tre le variabili; ovviamente ha un forte impatto diretto sull'inflazione (pari al 86.71%)

ma allo stesso tempo incide in maniera rilevante anche sull'output, circa il 18.83%, e soprattutto sul tasso di interesse, circa il 82.76%.

L'obiettivo principale di questo lavoro è provare a dimostrare se effettivamente l'introduzione del 'canale di costo' all'interno della curva di Phillips Neo-Keynesiana (NKPC) può giustificare una correlazione positiva tra il tasso di interesse nominale a breve termine e l'inflazione; per vedere se effettivamente un aumento dell'inflazione a fronte di un inasprimento della politica monetaria può realizzarsi bisogna mostrare se il 'canale di costo' è più forte del 'canale della domanda', e per fare ciò si utilizza la funzione di risposta ad impulso (IRFs).

Come detto in precedenza l'IRFs consente di valutare ed esaminare la reazione nel tempo di una variabile in relazione ad un impulso di un'altra variabile in un sistema dinamico che include ulteriori variabili; nel nostro caso siamo interessati a valutare la relazione che intercorre tra il tasso di interesse nominale a breve termine e l'inflazione a fronte di uno shock di politica monetaria (rappresentato nel modello da ϵ_t^R).



Andando ad analizzare queste funzioni si può constatare come continua a rimanere negativa la relazione tra il tasso di interesse nominale (tassoobs) e l'inflazione (gdpinflobs) portandoci a concludere che il parametro ψ , pur essendo maggiore di zero e statisticamente 'significativo', non eccede il 'canale della domanda' e non è in grado di spiegare il fenomeno del 'price puzzle' poiché non è empiricamente supportato dai dati.

Un'altra possibile strada da percorrere per verificare se effettivamente il 'canale di costo' può spiegare o meno una relazione positiva tra il tasso di interesse nominale a

breve termine e l'inflazione è la seguente: dato che stiamo studiando la relazione tra due variabili a fronte di uno shock di politica monetaria, tutti gli altri shock del modello rimangono alla loro media che è pari a zero; l'unico shock che guida l'economia in questo frangente è appunto lo shock di politica monetaria ε_t^R . Imponendo $\alpha = h = \phi_x = \phi_R = 0$ si possono individuare le soluzioni $\pi_t = \alpha \varepsilon_t^R$ e $x_t = b \varepsilon_t^R$ che data la natura dello shock implicano $E_t \pi_{t+1} = E_t x_{t+1} = 0$ semplificando il modello nel modo seguente:

$$\pi_t = \kappa [x_t + \psi R_t] + \varepsilon_t^\pi \quad (1)$$

$$X_t = -\sigma^{-1} R_t \quad (2)$$

$$R_t = \phi_\pi \pi_t + \varepsilon_t^R \quad (3)$$

Andando ora ad inserire l'equazione (2), ottenuta tramite la log-linearizzazione dell'equazione del consumo intertemporale di Eulero e opportunamente semplificata a seconda delle restrizioni imposte, e la regola di Taylor (equazione (3)) all'interno della curva NKPC (equazione (1)) ed eseguendo alcune manipolazioni, si giunge ad ottenere la seguente soluzione in forma chiusa:

$$\pi_t = \frac{\kappa(\psi - \sigma^{-1})}{1 + \kappa(\sigma^{-1} - \psi)\phi_\pi} \varepsilon_t^R$$

che verifica sia l'ipotesi $\pi_t = \alpha \varepsilon_t^R$ che $x_t = b \varepsilon_t^R$.

Condizionatamente a questo risultato e dato che κ e ϕ_π appartengono a \mathbb{R}^{++} , la reazione dell'inflazione ad uno shock di politica monetaria (inasprimento) è positiva se e solo se $\psi - \sigma^{-1} > 0$.

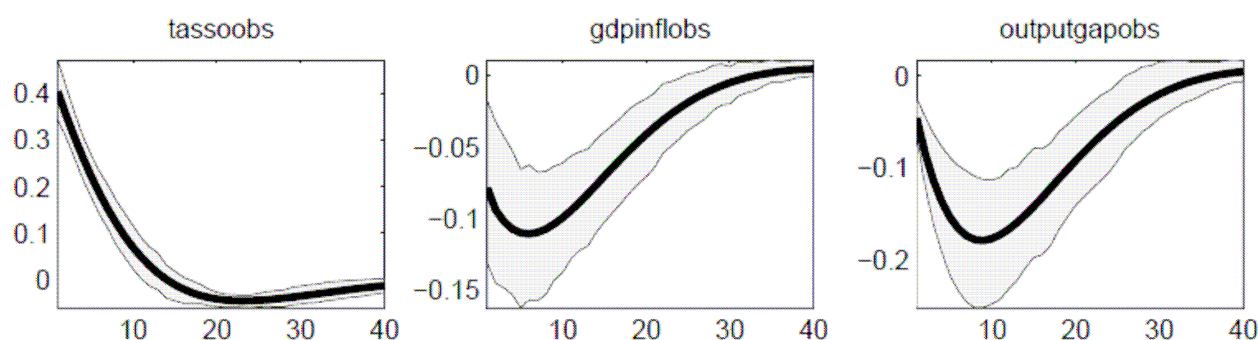
Nel modello che stiamo considerando e abbiamo stimato, il parametro ψ relativo al 'canale di costo' risulta essere pari a 0.6585 mentre σ , parametro che rappresenta il grado di avversione al rischio del consumatore rappresentativo, è pari a 1.0066; poiché effettivamente risulta che $0.6585 - 1/1.0066 < 0$ e di conseguenza anche in questo caso si

è portati a non considerare il ‘canale di costo’ una possibile spiegazione della eventuale relazione positiva tra il tasso di interesse nominale a breve termine e l’inflazione.

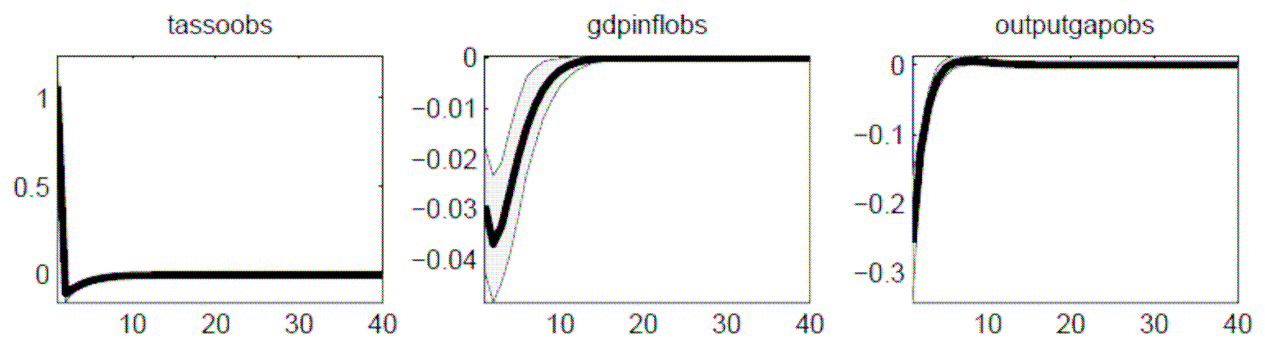
4.2 Stima di modelli vincolati

Il modello precedentemente stimato continua a confermare come il ‘canale di costo’, pur essendo statisticamente ‘significativo’ e maggiore di zero, non sia la via corretta per dare una spiegazione empirica del fenomeno del ‘price puzzle’; si è infatti notato, dalla funzione di risposta impulsiva e dalla condizione non soddisfatta di $\psi - \sigma^{-1} > 0$, che la relazione tra il tasso di interesse nominale a breve termine e il tasso di inflazione continua a essere negativa (cosa suggerita peraltro dalla letteratura macroeconomica). Partendo dal modello stimato precedentemente si decide di stimare delle versioni limitate ottenute calibrando a zero uno alla volta i seguenti parametri ϕ_R , h , α al fine di valutare eventuali differenze di segno nella relazione tra le due variabili di interesse; per ragioni di brevità si decide di riportare esclusivamente le funzioni di risposta ad impulso (IRFs) per verificare se effettivamente qualche cambiamento si riscontra a fronte delle restrizioni imposte.

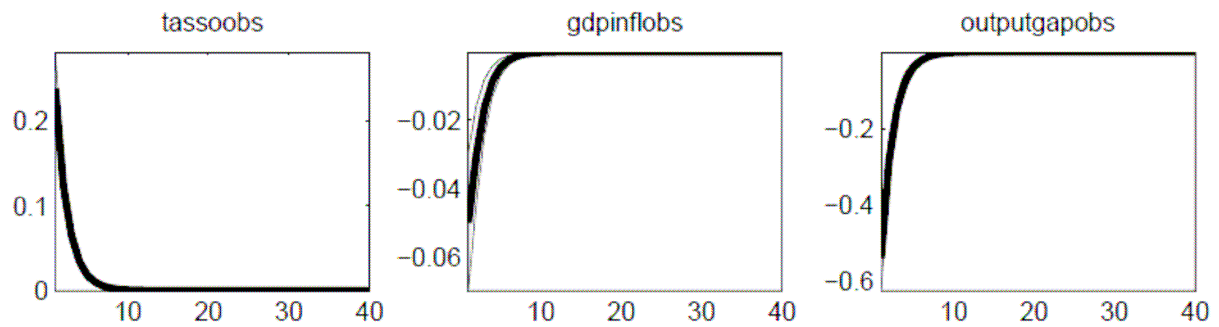
Per il modello precedentemente stimato abbiamo:



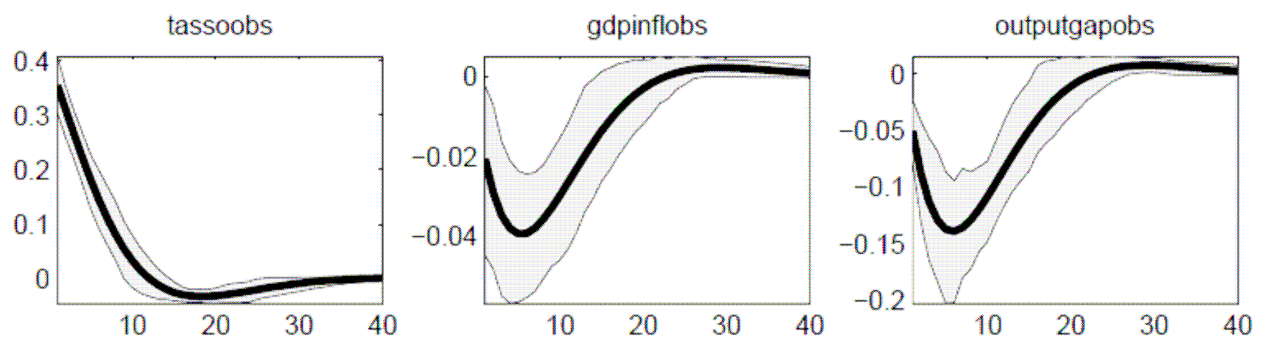
Con $\phi_R=0$ abbiamo:



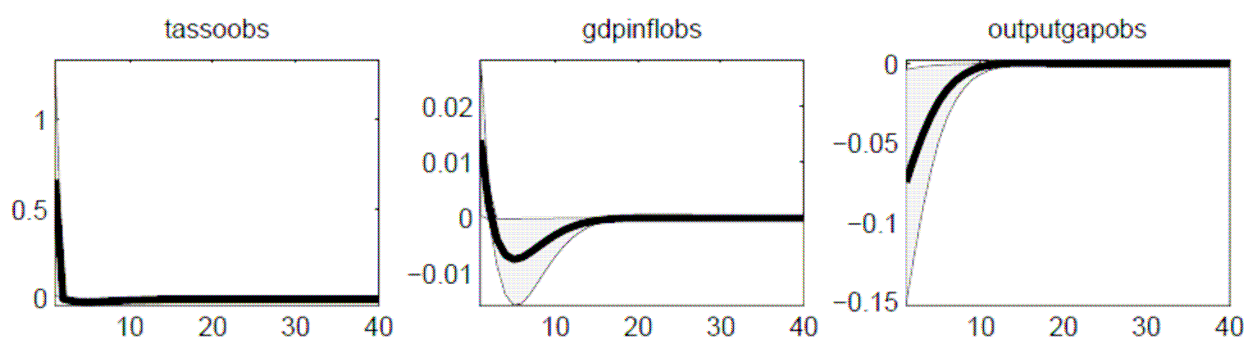
Con $h=0$



Con $\alpha=0$ abbiamo:



Per finire con $\phi_R=0$ e $\psi=2$ abbiamo invece:



Dalle funzioni di risposta ad impulso riportate sopra si nota come continua a rimanere inalterata la relazione negativa che intercorre tra il tasso di interesse nominale a breve termine e l'inflazione continuando a svalutare e sminuire il ruolo economica del 'canale di costo' all'interno del modello.

Al fine di ottenere una correlazione positiva tra le due variabili macroeconomiche di interesse, si è deciso di forzare il modello fissando $\phi_R=0$ e il parametro relativo al 'canale di costo' $\psi=2$ quasi più del triplo della stima puntuale, e si è deciso di stimare il nuovo modello al fine di valutare se effettivamente, almeno in termini di segno, il 'price puzzle' viene catturato.

L'ultimo grafico riportato è relativo al modello in cui si è deciso di fissare i parametri ϕ_R e ψ e mostra come, seppur in maniera piuttosto debole, l'impatto della reazione dell'inflazione a causa di uno shock di politica monetaria è positivo, cioè il 'price puzzle' almeno in termini di segno viene catturato; l'aver dimostrato una effettiva, seppur molto lieve, relazione positiva tra il tasso di interesse e l'inflazione ha però un costo piuttosto elevato in termini di adattamento del modello ai dati. Infatti la logverosimiglianza, calcolata con il metodo "Modified Harmonic Mean", in questo caso risulta essere pari a -348.179132e tale valore risulta essere notevolmente inferiore se confrontata con quella relativa al modello a cui non sono state imposte restrizioni di alcun tipo (pari a -185.801642).

Come detto anche in precedenza, in termini di bontà di adattamento del modello ai dati, è da preferire il modello che presenta la logverosimiglianza più alta e in tal senso viene preferito il modello che non prevede la fissazione dei parametri ϕ_R e ψ .

A conferma di ciò, ci calcoliamo il fattore di Bayes che risulta essere pari a $\exp(-185.801642 - (-348.179132)) = \exp(162.38) = 3.317 \exp(70)$; ricordando che secondo Kass e Raftery (1995), un fattore di Bayes compreso tra 1 e 3 non vale più di una semplice allusione, se compreso tra 3 e 20 suggerisce una evidenza positiva a favore di uno dei due modelli, tra 20 e 150 suggerisce una forte evidenza contro il modello e maggiore di 150 una evidenza molto forte, è chiaro che il nostro fattore cade abbondantemente nell'ultima fascia e conferma le conclusioni fatte precedentemente circa la maggiore adattabilità del modello in cui ϕ_R e ψ vengono lasciati liberi senza alcun vincolo.

Conclusioni

Lo scopo di questo lavoro era provare a interpretare in maniera strutturale la relazione positiva tra il tasso di interesse nominale e l'inflazione ad uno shock di politica monetaria tipicamente riscontrata nelle analisi condotte con modelli vettoriali autoregressivi (VAR).

Per dimostrare questo fenomeno, chiamato da Eichenbaum (1992) 'price puzzle', abbiamo deciso di stimare con tecniche Bayesiane un modello DSGE per l'area Euro a cui è stato introdotto il 'canale di costo' che offre una possibile spiegazione dell'eventuale correlazione positiva.

L'analisi condotta mostra come effettivamente il 'canale di costo' non riesca a fornire una spiegazione razionale al fenomeno del 'price puzzle' pur avendo una rilevanza economica statisticamente significativa all'interno dei modelli presi in esame; per provare a catturare, almeno in termini di segno, il 'price puzzle' si è provato a forzare un modello imponendo alcune restrizioni sui parametri, riuscendo effettivamente ad ottenere una relazione positiva tra il tasso di interesse e l'inflazione ma pagando un costo elevato in termini di adattamento del modello ai dati e portandoci a concludere che non è la strada corretta per la spiegazione del fenomeno di interesse.

In linea con Castelnovo e Surico (2010) e Castelnovo (2011) è possibile affermare che il 'price puzzle' trovato effettuando analisi VAR è probabilmente dovuto ad una cattiva specificazione del vettore autoregressivo; in particolare Castelnovo e Surico (2010) mostrano come l'omissione di una variabile rilevante come le aspettative dell'inflazione, oppure l'assunzione di economie di scala ricorsive nei VAR (nel caso in cui l'assunzione fosse falsa) possano provocare una concreta distorsione della funzione di risposta ad impulso dell'inflazione e di conseguenza generare un falso 'price puzzle'.

Appendice

CODICI DYNARE

Di seguito viene riportato lo specifico codice utilizzato per l'analisi dei vari modelli presenti nel lavoro:

```
% .mod file for estimating cchannel model

var pihat, xhat, rhat, pihatdiff, xhatdiff, epspi, epsx, epsr, tassoobs, gdpinflobs,
outputgapobs, pistar, eppi, exxi, esstar ; % endogenous variables and exogenous latent
AR(1) processes
varexo ex, epi, er, estar; % shocks

parameters beta, phicc, alpha, chi, h, phipi, phix, phir, rhox, rhoi, rhor, rhopistar1,
rhopistar2, sigma, eta, chip, chistar, chix, ecmcoeff;

// initial values for the parameter vector
// quarterly data (no annualization)

// fixed parameters
beta = .99;

// Phillips curve
phicc = 2;
alpha = 0;
chi = .05;
sigma = 3;
eta = 1;

//structural model
```

```

// IS curve
h = 0;

// TRule
phipi = 1.75;
//phipidiff = 1.75;
phix = 0;
//phixdiff = .125;
phir = 0; // .8
//arshocks
rhox = 0; % .7 default
rhoi = 0;
rhor = 0;
rhopistar1 = .995;
rhopistar2 = 0;
chip = 0;
chistar = 0;
chix = 0;
ecmcoeff = 0;

model;
# ies = (1-h)/(sigma*(1+h)); // intertemporal elasticity of substitution
pihat = (beta/(1+alpha*beta))*pihat(1) + (alpha/(1+alpha*beta))*pihat(-1) +
chi*((sigma+eta)*xhat + phicc*rhat) + epspi;
//pihat = (beta/(1+alpha*beta))*pihat(1) + (alpha/(1+alpha*beta))*pihat(-1) +
chi*(xhat + phicc*rhat) + epspi;
xhat = (1/(1+h))*xhat(1)+(h/(1+h))*xhat(-1)-ies*(rhat-pihat(+1))+epsx;
rhat = (1-phir)*( phipi*(pihat-pistar) + phix*xhat )+phir*rhat(-1)+epsr;
//rhat = (1-phir)*( phipi*(pihat) + phix*xhat )+phir*rhat(-1)+epsr;
pihatdiff = pihat - pihat(-1);
xhatdiff = xhat - xhat(-1);
exxi = ex;

```

```

epsx=rhox*epsx(-1)+exxi - chix*exxi(-1);
eppi = epi;
epspi=rhopi*epspi(-1)+eppi - chip*eppi(-1);
epsr=rhor*epsr(-1)+er;
esstar = estar;
pistar = rhopistar1*pistar(-1)+rhopistar2*pistar(-2)-ecmcoeff*(pihat(-1)-pistar(-
1))+esstar - chistar*esstar(-1);
//epsx=ex;

// measurement equation
gdpinflows = pihat; // + me_infl;
outputgapobs = xhat ; // me_gap;
tassoobs = rhat ; // + me_rate;
end;

steady(solve_algo=0); check;

estimated_params;

// Phillips
phicc, 1.48, 0, 10, normal_pdf, 1.75, .7;
//phicc, .88, normal_pdf, 0, 1;
alpha, .0008, beta_pdf, .5, .285;
sigma, .88, normal_pdf, 1, .05;
//eta, normal_pdf, 1, .25;
//chi, .05, 0, 1, gamma_pdf, .05, .01;
//chi, 0, normal_pdf, 0, 1;
//IS
h, .76, beta_pdf, .7, .15;

// TRule
phipi, 2.5, normal_pdf, 2.5, .3;

```

```

//phipidiff, gamma_pdf, 1.75, 0.125;
phix, .73, gamma_pdf, .3, .2;
//phixdiff, gamma_pdf, .125, 0.05;
phir, .93, beta_pdf, .5, .285;
//ar1 roots
//chix, normal_pdf, 0, 1;
rhox, .43, beta_pdf, .5, .285;
//chip, normal_pdf, 0, 1;
//rhoi, .04, beta_pdf, .5, .285;
//rhor, beta_pdf, .5, .285;
//chistar, normal_pdf, 0, 1;
//hopistar1, .5, beta_pdf, .5, .285;
//hopistar2, .3, beta_pdf, .5, .285;
//ecmcoeff, 0, normal_pdf, 0, .5;

// shocks, stdevs
stderr ex, .43, inv_gamma_pdf, 0.1, .25;
stderr epi, .24, inv_gamma_pdf, 0.1, .25;
stderr er, .22, inv_gamma_pdf, 0.1, .25;
stderr estar, .04, inv_gamma_pdf, 0.05, .25;
end;

varobs tassoobs gdpinfl obs outputgap obs;

estimation(datafile=data_euroarea,prefilter=1,first_obs=1,
mode_compute=4,mode_check,mh_replic=0); %
estimation(datafile=data_euroarea,prefilter=1,first_obs=1,
mh_jscale=.575,mh_drop=.5,mode_compute=4,mode_file=cchannel_obes_mode,mh_
nblocks=2,conf_sig=0.90,filtered_vars,bayesian_irf,mh_replic=500000); %

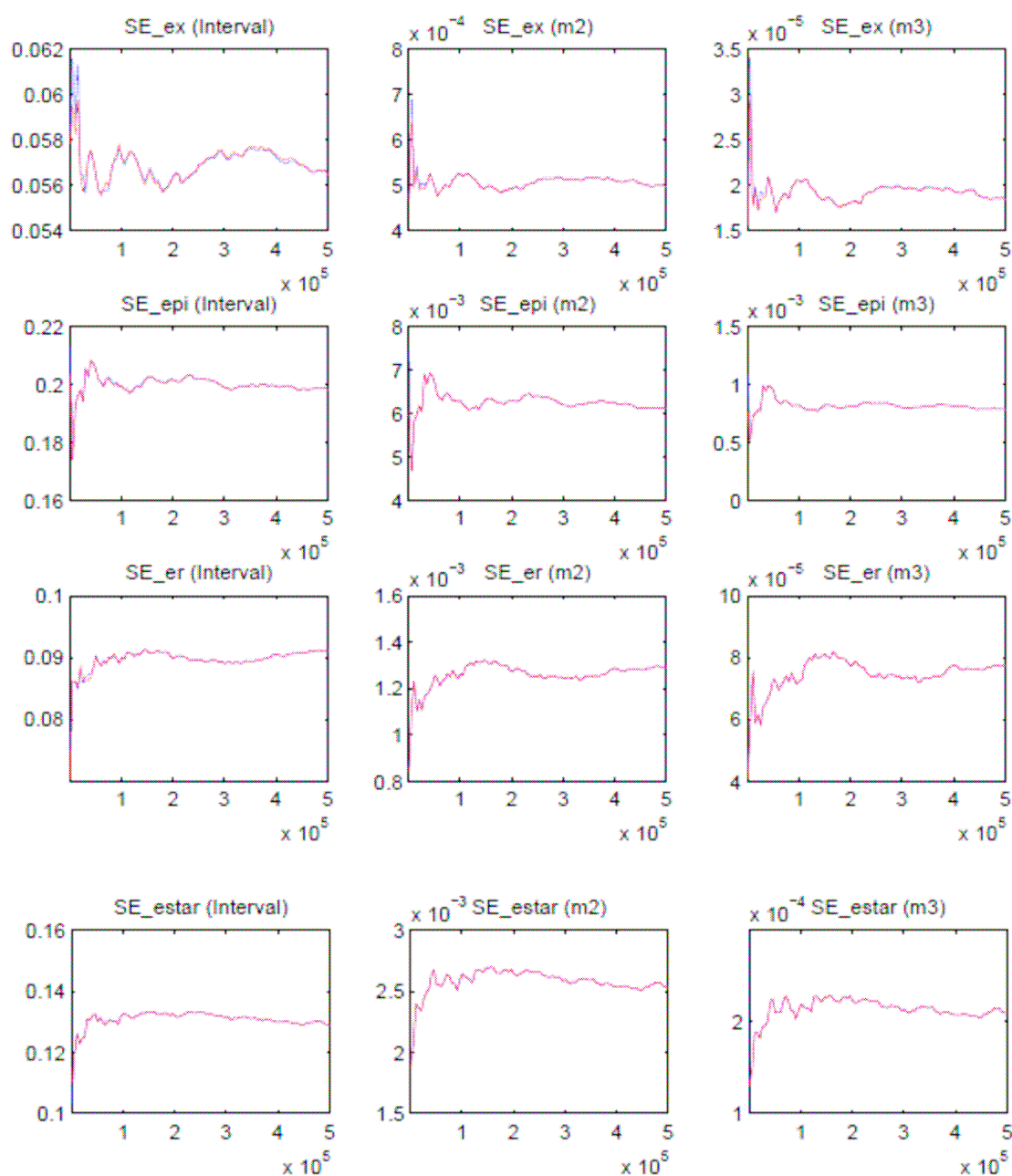
stoch_simul pihat xhat rhat;

```

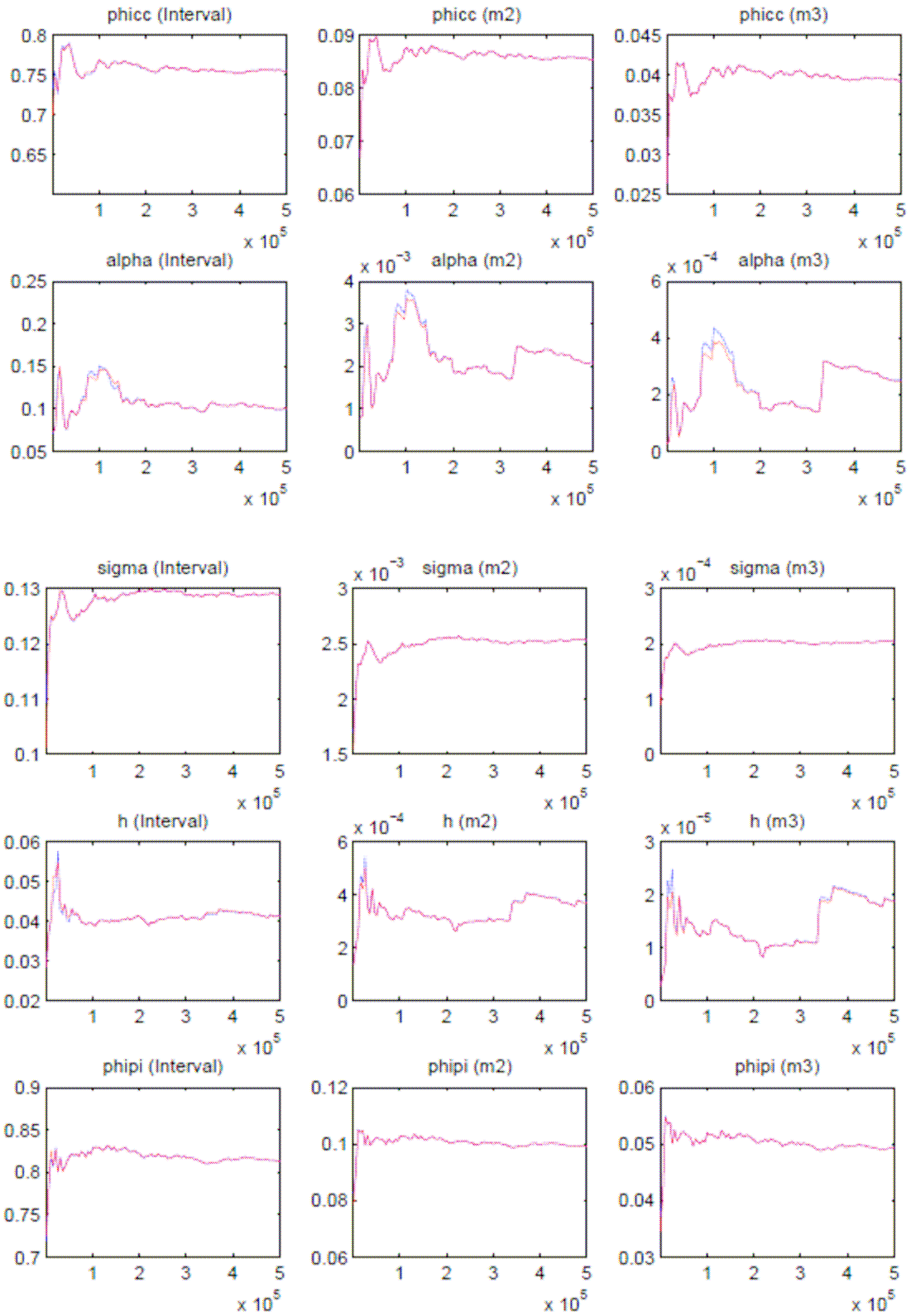
Convergenza dei singoli parametri

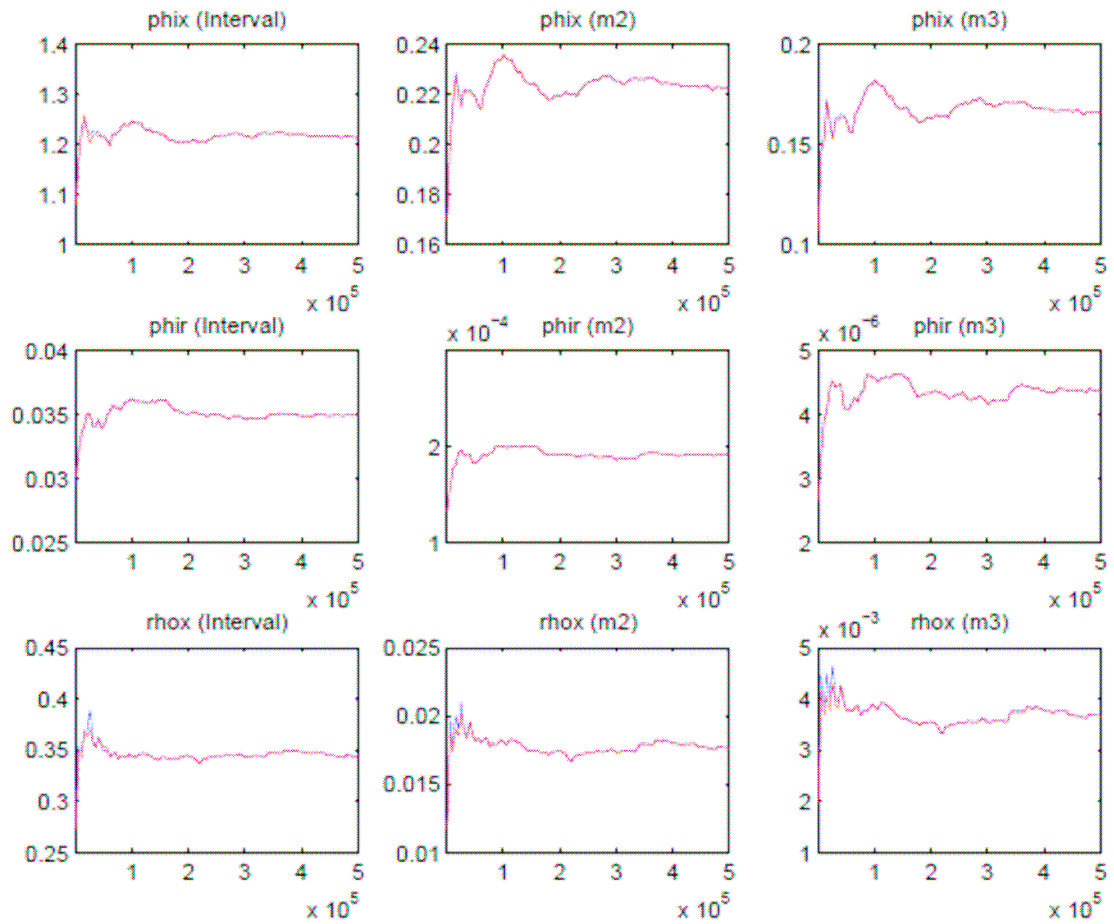
Per ragioni di completezza vengono riportate di seguito i grafici che consentono di valutare la convergenza di ogni singolo parametro del modello; come più volte ribadito in precedenza la convergenza è un requisito necessario per poter ottenere la distribuzione a posteriori e per assicurarsi la correttezza delle stime ottenute. Qualora le serie non fossero convergenti non si potrebbe procedere con l'analisi e si sarebbe portati ad affermare che la verosimiglianza non è sufficientemente informativa obbligandoci o ad aumentare il numero di iterazioni dell'algoritmo oppure scegliere delle distribuzioni a priori maggiormente informative rispetto a quelle scelte precedentemente.

Convergenza dei parametri del modello del secondo capitolo



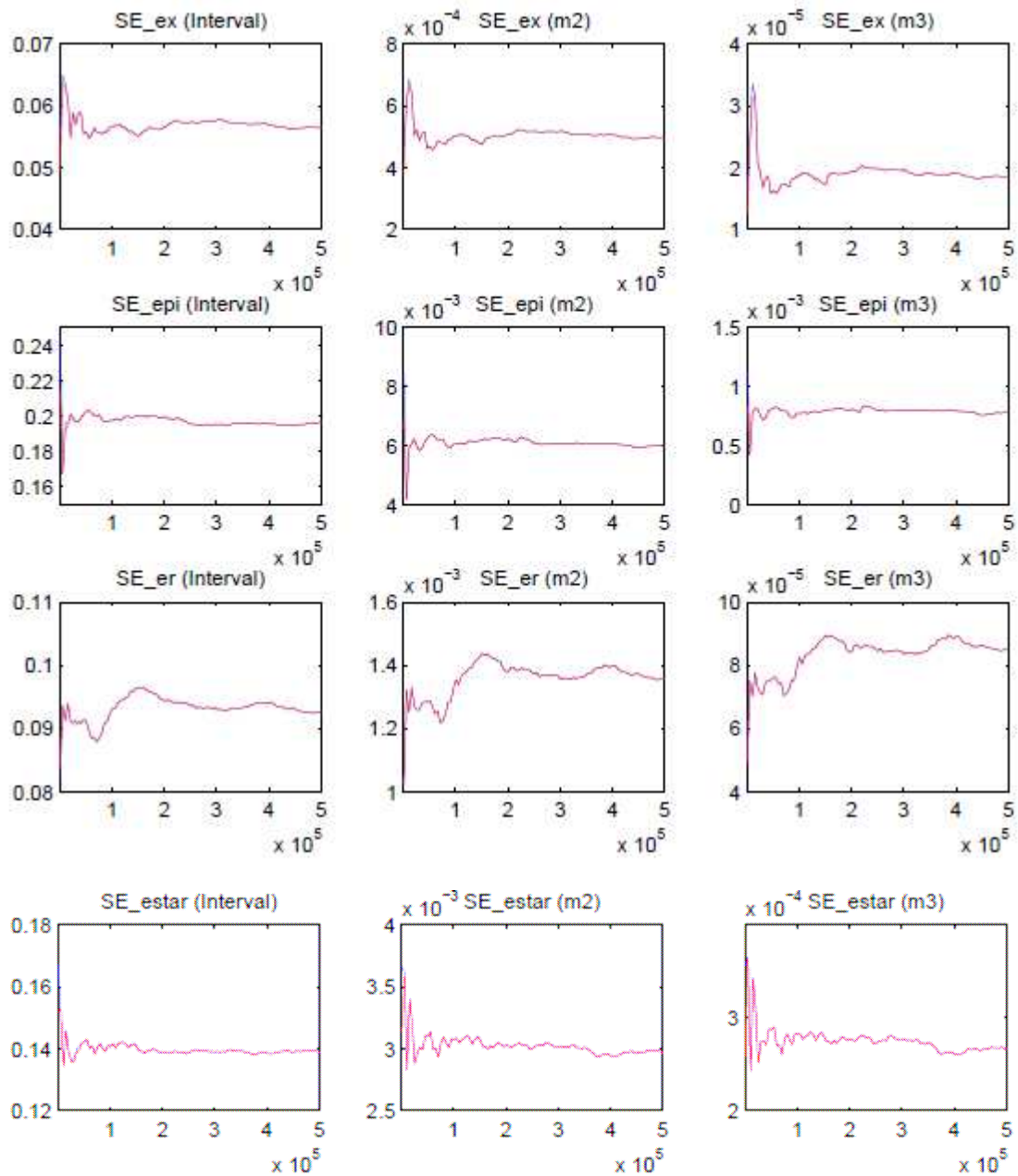
La convergenza deve essere valutata dalla metà in poi dell'ascissa (nel nostro caso 2.5) perché si è deciso di scartare il primo 50% delle iterazioni; dai grafici si nota come le linee blu e rosse tendono a coincidere garantendo la convergenza delle serie delle deviazioni standard degli shock.



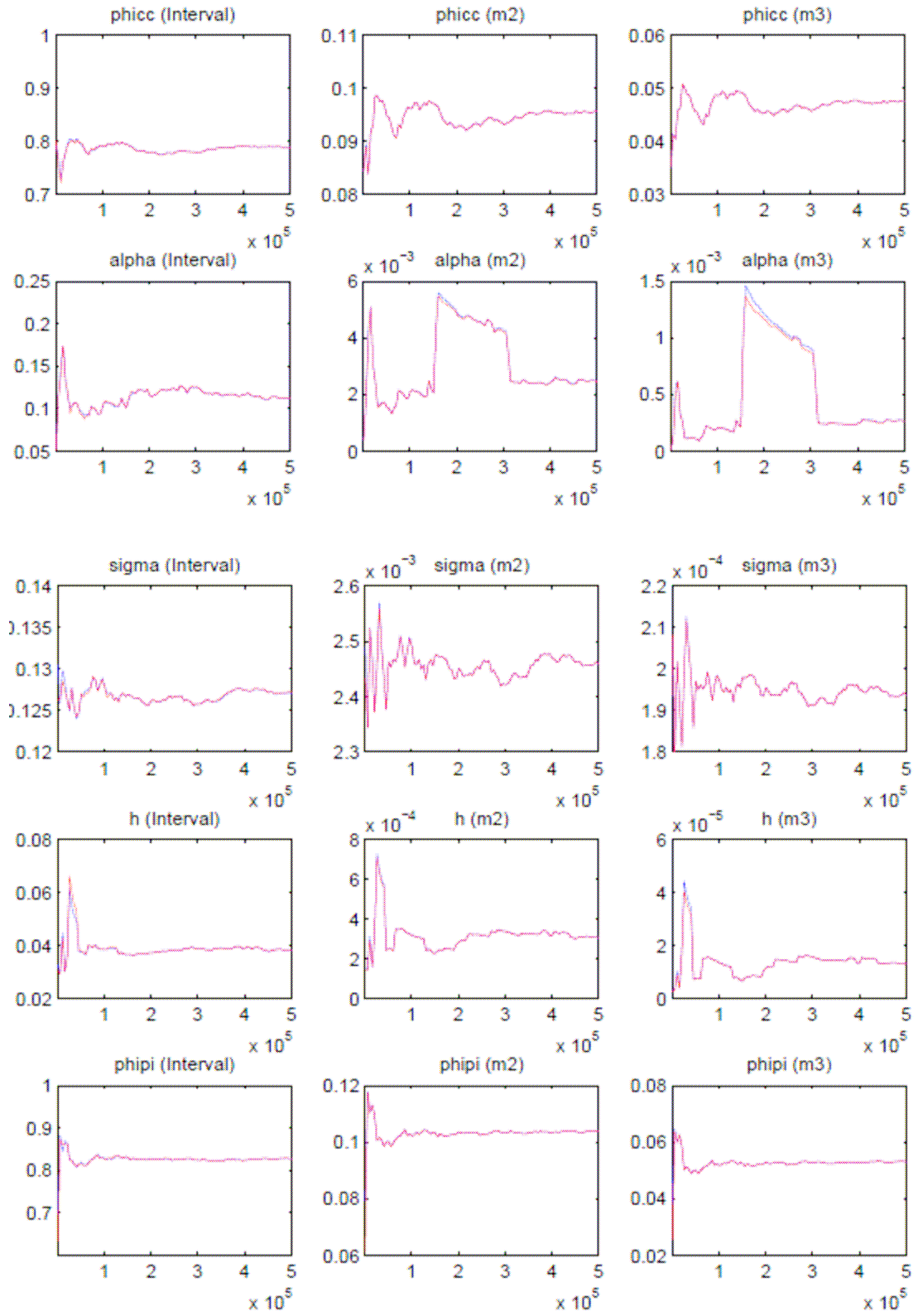


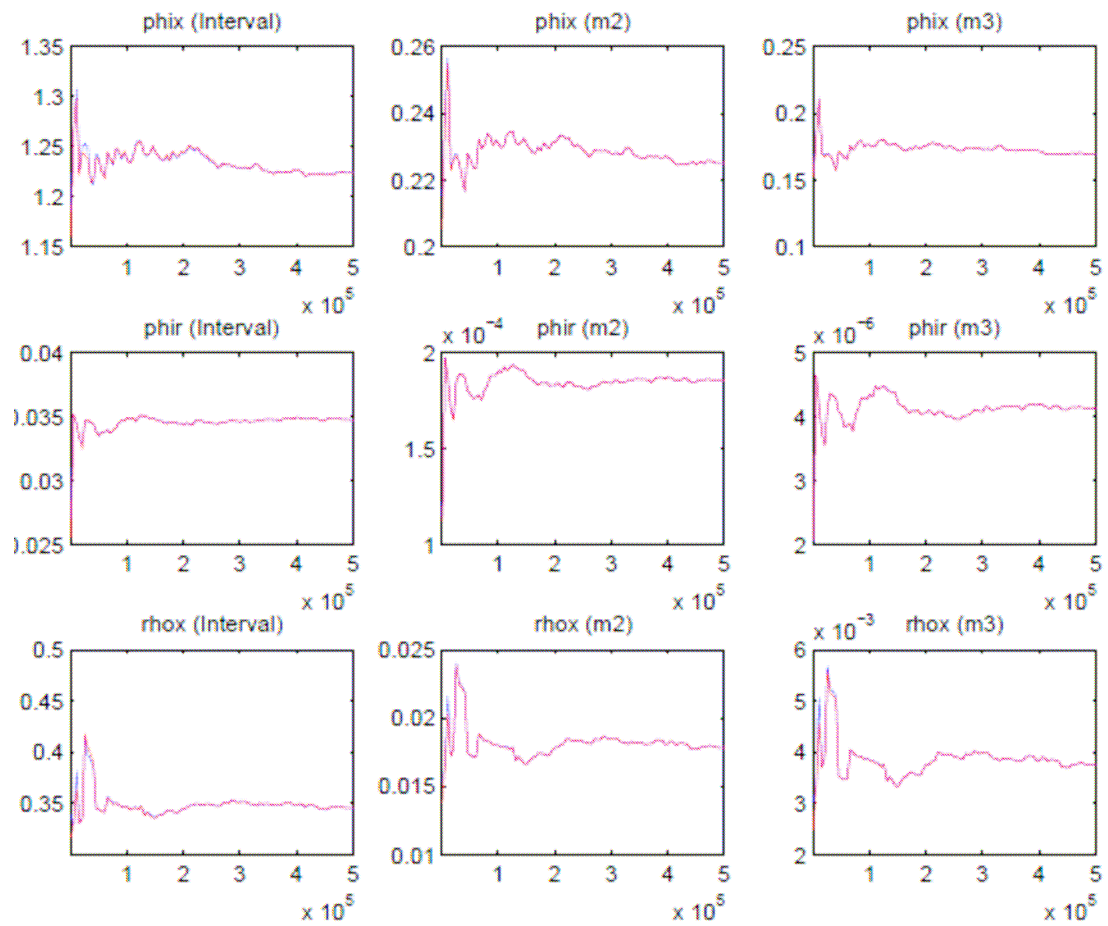
Per quanto concerne i singoli parametri del modello non si rilevano problemi e sembrano tutti convergere.

Convergenza dei parametri del modello del terzo capitolo



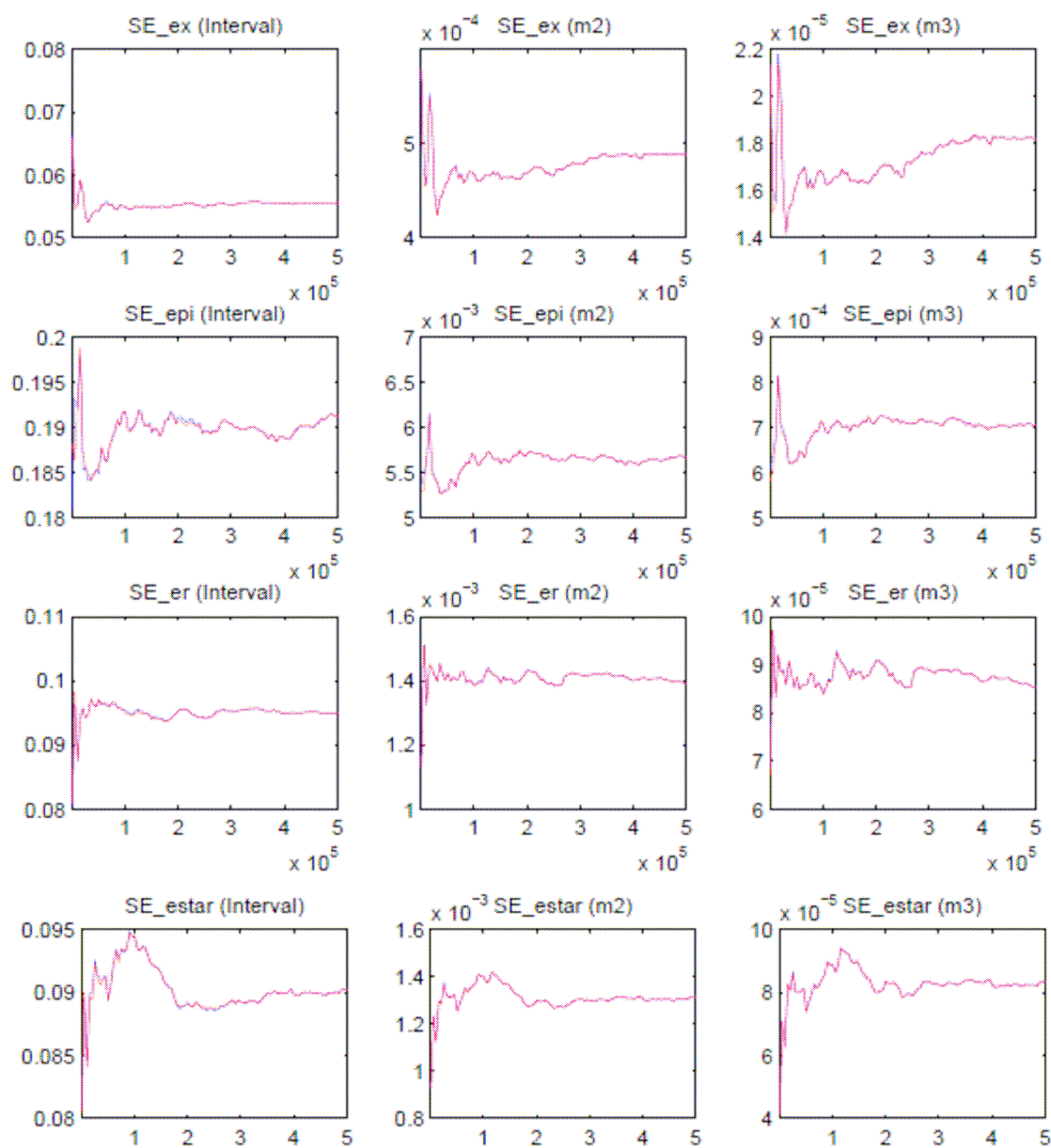
Non sembrano esserci problemi e le serie delle deviazioni standard degli shock sembrano convergere.



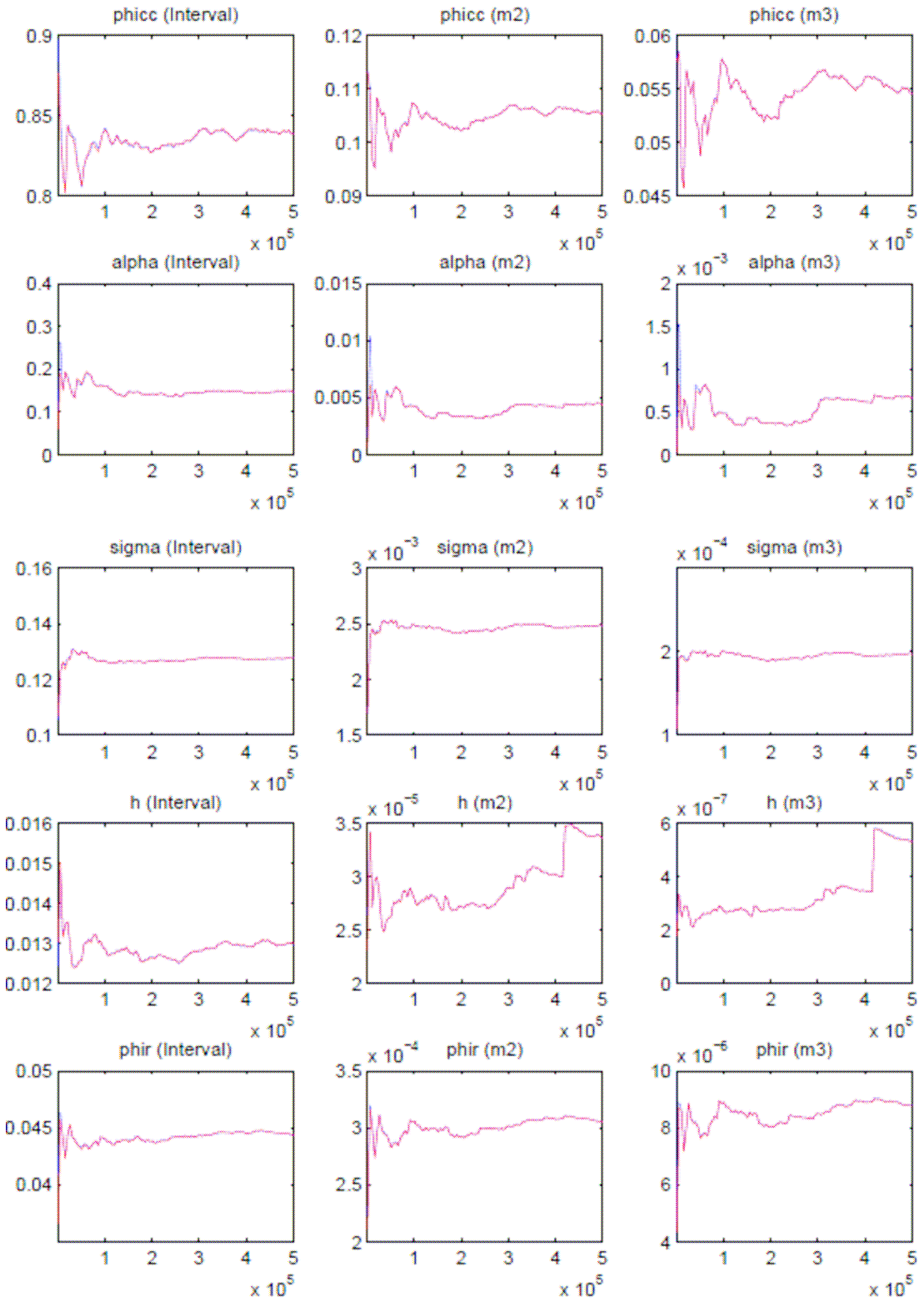


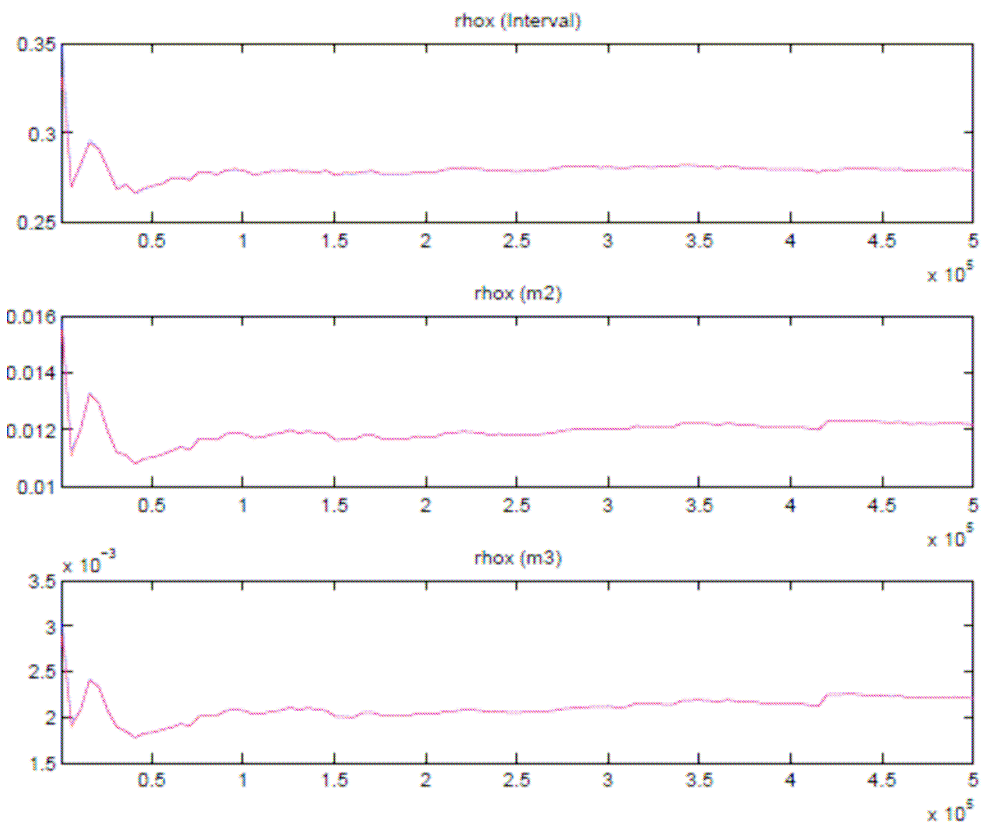
Anche per i parametri del modello non sembrano esserci problemi e di conseguenza si può concludere che convergono.

Convergenza dei parametri del modello del quarto capitolo



Dai grafici non emergono problemi e si è portati a concludere che le serie delle deviazioni standard degli shock convergono.





Dai grafici sopra non risultano esserci dei problemi di convergenza dei parametri presenti nel modello.

Bibliografia

BENATI L. and P. SURICO (2008): “Evolving U.S. Monetary Policy and the Decline of Inflation Predictability”, *Journal of the European Economic Association*, 6(2-3), 634-646.

BENATI L. and P. SURICO (2009): “VAR Analysis and the Great Moderation”, *The American Economic Review*, 99(4), 1636-1652.

BROOKS S. and A. GELMAN (1998): “General Methods for Monitoring Covergence of Iterative Simulations”, *Journal of Computational and Graphical Statistics*, 7(4), 434-455.

CASTELNUOVO E., and P. SURICO (2010): “Monetary Policy, Inflation Expectations and the Price Puzzle”, *Economic Journal*, 120(549), 1362-1383.

CASTELNUOVO E. (2010): “Trend Inflation and Macroeconomic Volatilities in the post-WWII U.S. Economy”, *North American Journal of Economics and Finance*, 21(1), 19-33.

CASTELNUOVO E. (2011): “Testing the Structural Interpretation of the Price Puzzle with a Cost Channel Model ”, *Oxford Bulletin of Economics and Statistics*, forthcoming.

CHOWDHURY I., M. HOFFMANN and A. SCHABERT (2006): “Inflation Dynamics and the Cost Channel of Monetary Transmission”, *European Economic Review*, 50, 995-1016

COGLEY T., G. E. PRIMICERI and T. SARGENT (2010): “Inflation-Gap Persistence in the U.S.”, *American Economic Journal: Macroeconomics*, 2(1), 43-69.

EICHENBAUM M. (1992): ‘Comment on “Interpreting the Macroeconomic Time Series Facts: The Effects of Monetary Policy” by C.A. Sims’, *European Economic Review*, 36(5), 1001-1011.

GEWEKW J. (1998): “Using Simulation Methods for Bayesian Econometric Models: Inference, Development and Communication”, *Federal Reserve Bank of Minnesota Staff Report No. 249*.

KASS R. and A. RAFTERY (1995): “Bayes factory”, *Journal of the American Statistical Association*, 773-795.

RABANAL P. (2007): “Does Inflation Increase After a Monetary Policy Tightening? Answers Based on an Estimated DSGE Model”, *Journal of Economics Dynamics and Control*, 31, 906-937

RAVENNA F. and C. WALSH (2006): “Optimal Monetary Policy with the Cost Channel”, *Journal of Monetary Economics*, 53, 199-216.